



Optimisation de la mesure et de l'interprétation des performances dans le cadre de la course au large

Ronan Douguet

► To cite this version:

Ronan Douguet. Optimisation de la mesure et de l'interprétation des performances dans le cadre de la course au large. Architectures Matérielles [cs.AR]. Université de Bretagne Sud, 2014. Français. NNT: . tel-01130476

HAL Id: tel-01130476

<https://hal.science/tel-01130476>

Submitted on 11 Mar 2015

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.



THÈSE / UNIVERSITÉ DE BRETAGNE SUD
UFR Sciences et Sciences de l'Ingénieur

Sous le sceau de l'Université Européenne de Bretagne

Pour obtenir le grade de :
DOCTEUR DE L'UNIVERSITÉ DE BRETAGNE SUD

Mention : STIC

présentée par

Ronan Douguet

Lab-STICC

Optimisation de la mesure et de l'interprétation des performances dans le cadre de la course au large

Thèse soutenue le 24 janvier 2014,
devant la commission d'examen composée de :

M. Emmanuel Casseau
Professeur, École Nationale Supérieure des Sciences Appliquées et de la Technologie / Rapporteur

M. Bertrand Granado
Professeur, Université Pierre et Marie Curie / Rapporteur

M. Patrick Bot
MCF, Institut de Recherche de l'École navale / Examinateur

M. Jean-Philippe Diguët
Directeur de recherche CNRS, Université de Bretagne Sud - Lab-STICC / Directeur de thèse

M. Johann Laurent
MCF, Université de Bretagne Sud - Lab-STICC / Co-encadrant de thèse

M. Yann Riou
Ingénieur de recherche, Groupama sailing team / Membre invité

*Il vaut mieux ignorer absolument où l'on est, & savoir
qu'on l'ignore, que de se croire avec confiance où l'on n'est
pas.*

*Jacques Cassini
1722*

« Groupama 4 »
Photo de Yvan Zedda
Volvo Ocean Race 2011-2012
Auckland



1 Remerciements

En tout premier lieu, je tiens à remercier ceux qui m'ont encadré tout au long de ces trois années. Tout d'abord, mon directeur de thèse, Jean-Philippe Diguët pour son implication et son enthousiasme dans mes travaux de recherche ainsi que mon co-encadrant, Johann Laurent, à qui j'ai fait subir de nombreuses heures de relecture et correction de mes articles scientifiques. Enfin, je tiens à remercier mon encadrant d'entreprise Yann Riou, pour la confiance accordée et les connaissances transmises durant cette thèse.

Je ne peux évidemment pas oublier de remercier le Groupama sailing team et son directeur Franck Cammas pour m'avoir accueilli et ouvert les portes du monde de la course au large.

Je remercie aussi les membres du jury : Emmanuel Casseau, professeur à l'Ecole Nationale Supérieure des Sciences Appliquées et de la Technologie et Bertrand Granado, professeur à l'Université Pierre et Marie Curie pour leur qualité de rapporteur ainsi que Patrick Bot, maître de conférence à l'Institut de Recherche de l'École navale en tant qu'examineur.

D'autre part, je tiens à remercier particulièrement tous les membres du laboratoire Lab-STICC pour les nombreux moments de convivialité passés au centre de recherche, avec une pensée particulière pour Nicolas, Jean-Christophe, Mathilde, Cédric, Benoit, Willy et une mention spéciale pour Virginie et Florence. De plus, les soirées doctorantes facilitant les relations inter-laboratoires, je me dois de remercier Morgan et Marie-Aline pour leur énergie débordante...

Durant ces années, je me suis aussi épanoui à travers la musique et je tiens ainsi à remercier les membres du bagad de Penhars avec qui j'ai partagé ces bons moments.

Enfin, j'adresse mes derniers remerciements à mes parents, Pierre et Marie-Christine Douguët, pour la confiance et la patience accordées tout au long de mes études, ainsi qu'à mon frère Hervé et ma sœur Anna pour leur soutien. Pour conclure ces remerciements, ma dernière pensée s'adresse à ma compagne, Adèle, qui a su me soutenir et m'encourager durant cette thèse.

OPTIMISATION DE LA MESURE ET DE L'INTERPRÉTATION DES PERFORMANCES DANS LE CADRE DE LA COURSE AU LARGE

~

De la mesure à l'analyse des performances

2 Mots-clefs

Analyse des performances, centrale de navigation, course au large, filtre de Kalman, leeway, mesure du vent, microcontrôleur, multi-capteurs.

3 Résumé

Aujourd'hui, l'optimisation des performances dans le domaine de la course au large ou de la régate nécessite l'analyse de dizaines de grandeurs physiques en temps réel ou en post-traitement. Par conséquent, les navires sont équipés de nombreux systèmes de mesure dont la chaîne de mesure du vent. L'énergie du voilier étant produite par le vent, ce paramètre représente donc l'une des clés de l'analyse des performances. Cependant, cette mesure est entachée d'erreurs puisqu'elle est perturbée par plusieurs phénomènes (mouvements, dérive, upwash, windshear...). Actuellement pour pallier ces erreurs, les voiliers sont équipés d'une centrale de navigation qui fusionne les données provenant de plusieurs capteurs pour calculer et corriger le vent. Malgré cela, la donnée du vent reste altérée par certaines corrections empiriques.

Dans ces travaux, nous proposons une chaîne de mesure du vent et ciblons une perturbation corrigée de manière empirique : la dérive du voilier engendrée par le vent. Dans un premier temps, un modèle d'identification de cette dérive, basé sur les déplacements du bateau et un ensemble de filtres de Kalman, est testé sur un jeu de données simulées. Les résultats montrent la nécessité d'ajouter un capteur pour mesurer cette dérive. Par la suite, plusieurs modèles d'identification de la dérive sont comparés pour être couplés à ce capteur. Les résultats révèlent l'intérêt de ces modèles afin de disposer d'un système plus précis et plus robuste.

Dans un second temps, le développement d'une centrale de navigation « ouverte » s'est avéré nécessaire pour mettre en application les algorithmes proposés. Les travaux de la dernière année de thèse ont abouti à la conception d'un système multi-supports qui a été testé pour analyser les performances d'un catamaran dans le cadre de la préparation à la petite coupe de l'America.

WIND MEASUREMENT OPTIMIZATION FOR PERFORMANCE ANALYSIS IN THE CONTEXT OF SAILING RACE

~

Performance analysis through measurements

4 Keywords

Cyber-physical system, Kalman filter, leeway, navigation processor, ocean racing, performance analysis, wind measurement.

5 Abstract

Today, lot of parameters are analysed in real-time or in post-processing in order to optimize the boat performances. Therefore, more and more sensors and digital systems are used on sailboats. One of the most important parameter to analyze is the wind since this is the engine of sailing boats. However, the wind measurement is not accurate because it is disturbed by several phenomena. Currently, these errors are corrected by a navigation processor ; this system allows to merge data provided by multiple sensors to compute and correct the wind. Unfortunately, some corrections used by navigation processor are empirical.

In this work, we propose a wind computation algorithm and a new method to establish the boat drift caused by the wind, the leeway. Initially, a model based on boat displacements is tested on simulation dataset in order to estimate the leeway. The results show the need to add a sensor to measure this drift. Then, we propose and compare several models coupled to this sensor to estimate the leeway. The results highlight the interest of these models to improve the accuracy and the reliability of the leeway measurement.

In the second step, we have developed an open navigation processor to implement our wind computation algorithm. In this way, we can use any sensor and implement any algorithm ; we are no longer limited by current systems. During the final year, we tested and validated this prototype during the preparation of the C-Class catamaran for the Little America's Cup.

AVANT-PROPOS



L'écriture de cette thèse a nécessité l'emploi du vocabulaire spécifique à la voile. Pour le novice dans le domaine nautique, ce qui a été mon cas au début de cette thèse, il peut être utile de disposer d'une source d'information sur le lexique marin pendant la lecture de ce manuscrit.

D'autre part, au sein du Groupama Sailing Team et plus particulièrement dans mon pôle de travail, la cellule performance, de nombreuses expressions anglo-saxonnes sont utilisées. En effet, les équipements électroniques embarqués sur les voiliers (centrale de navigation, afficheurs et logiciel de navigation) utilisent en grande majorité des expressions anglaises pour désigner les différents paramètres mesurés. Afin de faciliter la lecture et la compréhension du manuscrit par les navigants de l'équipe, j'ai choisi de garder ces notations dans l'ensemble de cette thèse. Cependant, j'ai pris le soin d'apporter son équivalent en français dans la mesure du possible.

Pour se familiariser avec les expressions utilisées, parcourir le glossaire est souhaitable avant d'entamer la lecture de cette thèse.

Bonne lecture.

Table des matières

1	Remerciements	v
2	Mots-clefs	vii
3	Résumé	vii
4	Keywords	ix
5	Abstract	ix
1	Introduction générale	1
1.1	De la navigation à la compétition	1
1.2	L'électronique au service de la performance	2
1.3	Caractériser la performance	4
1.4	Problématiques & Contributions	6
1.5	Plan adopté	9
2	Etat de l'art	11
2.1	Introduction	12
2.2	Mesure du vent	13
2.3	Mesure de la vitesse	20
2.4	Perturbation de la mesure du vent	24
2.5	Centrale de navigation	33
2.6	Conclusion	38
3	Estimation de la dérive du voilier	41
3.1	Introduction	42
3.2	Approche avec la formule empirique	44
3.3	Le capteur acoustique	64
3.4	Approche avec le capteur acoustique	68
3.5	Conclusion	86
4	Un système d'analyse des performances	89
4.1	Introduction	90
4.2	Centrale de navigation	92
4.3	Applications	100
4.4	Conclusion	110

Table des matières

5	Conclusion générale	113
5.1	Réponse à la problématique	113
5.2	Synthèses des contributions	114
5.3	Perspectives	115
6	Glossaire	117
A	Outils et équations pour la mesure du vent	119
A.a	La chaîne de correction du vent	119
A.b	Équations du calcul du vent réel	120
A.c	Logiciel d'analyse sous Matlab	125
B	Outils et axes de recherche sur le leeway	127
B.a	Les premiers axes de recherche	127
B.b	Conversion de coordonnées	132
B.c	Calcul des bruits de mesures	134
B.d	Configuration : Modèle KF-1	137
B.e	Configuration : Modèle KF-2	139
B.f	Configuration : Modèle EKF-1 et UKF-1	141
B.g	Configuration : Modèle EKF-2 et UKF-2	143
C	Outils des systèmes embarqués	145
C.a	Semi-rigide	145
C.b	Catamaran Class C	147
	Bibliographie	149
	Liste des Figures	153
	Liste des Tableaux	156

INTRODUCTION GÉNÉRALE

1.1 De la navigation à la compétition

Durant des centaines d'années, la marine à voiles a été un moyen de communication et de richesse pour nombre de civilisations ayant la chance d'avoir un accès à la mer. En effet, que ce soit pour le commerce, pour les voyages ou pour la guerre, les voiliers ont permis de développer des échanges et d'enrichir nos sources de connaissances. Pour n'en citer qu'une, je parlerai de l'hydrographie. Effectivement, c'est au cours de multiples campagnes sur des navires à voile que Charles François Beautemps-Beaupré (1766-1854) considéré comme le père de l'hydrographie moderne a réinventé la cartographie marine. Ces levés, datant du début du XIX^e siècle ont été utilisés par le SHOM jusqu'en 1975. Les cartographies marines ont ensuite été mises à jour avec l'arrivée du satellite et l'aide de nouveaux appareils de mesure tel que le sondeur bathymétrique.

Malgré leurs bienfaits, à la fin du XIX^e, les navires à voiles (marchands ou de guerre) ont progressivement disparu pour laisser place aux navires à moteur. Par la suite, les voiliers seront principalement utilisés pour la plaisance ou la course. C'est dans ce contexte que l'une des plus anciennes compétitions sportives toujours en cours a vu le jour (1851) : la coupe de l'America. En effet, c'est à l'occasion de la première exposition universelle que les Anglais ont invité les autres nations à présenter leur meilleur voilier afin de disputer une régate en flotte autour de l'île de Wight. Ce sont les Américains, qui avec leur voilier « America » ont remporté la première coupe.

En parallèle est apparu un nouveau type de navigateurs. C'est le cas de Joshua Slocum qui après une carrière de capitaine au long cours dans la marine à voile s'est lancé dans un tour du monde en solitaire. C'est le premier homme à avoir réalisé le tour du monde en solitaire sur un voilier (sloop en bois de 37 pieds soit 11.3 m). Son périple de 46000 milles se termine le 17 juin 1898 après 3 ans, 2 mois et 2 jours. Son aventure a inspiré de nombreux navigateurs contemporains.

Plus tard, d'autres courses naîtront avec l'enthousiasme des navigateurs et des industriels. C'est ainsi que la « Whitbread Round the World Race » a vu le jour en 1973. Elle représente le mont Everest de la course au large en équipage puisque le voilier et les navigants sont continuellement poussés à dépasser leurs limites sur de longues étapes. En 2002, cette course a été

1 Introduction générale

rebaptisée « Volvo Ocean Race » du nom de son nouveau sponsor. C'est dans le cadre de la préparation à cette course que j'ai débuté ma thèse CIFRE au sein de l'équipe « Groupama sailing team » dirigée par Franck Cammas et conjointement au sein du laboratoire Lab-STICC de l'Université de Bretagne Sud ; Groupama gagnera finalement pour sa première participation la 11^{ème} édition de la Volvo Ocean Race.

1.2 L'électronique au service de la performance

Depuis le début de la course au large, les navigateurs n'ont eu cesse de faire progresser les performances de leur embarcation en innovant dans le domaine des matériaux, de la construction et de la préparation de leur course.

Depuis quelques années, un des éléments clés du développement des performances des bateaux modernes, est l'utilisation de l'électronique et de l'informatique afin d'analyser le rendement du bateau. Aujourd'hui des dizaines de paramètres physiques sont analysés en temps réel ou en temps différé afin d'optimiser les réglages du bateau et d'analyser ses performances. Pour réaliser ces mesures, il est nécessaire d'utiliser une chaîne de mesure ayant pour caractéristiques principales la fiabilité et la précision, tout en réduisant au maximum son impact en termes de poids et de consommation.

La fiabilité est nécessaire dans la mesure où, sur ces voiliers de course, la perte d'informations est critique car elle a pour conséquence immédiate une perte de performances compte tenu du niveau de technicité et des réglages afférents que l'équipage ne peut plus optimiser sans assistance électronique. De plus, le bateau est un système soumis à de nombreuses contraintes imprimées par son environnement : effort dû au vent sur le mât et les voiles, effort dû aux vagues sur la coque, humidité engendrée par la mer (vagues déferlantes sur le pont et dans le cockpit). Il est donc nécessaire d'avoir une acquisition robuste à cet ensemble de contraintes.

La précision est, elle aussi, indispensable car le pilotage et l'ensemble des réglages du voilier nécessitent d'avoir des valeurs se rapprochant au plus près des valeurs réelles. Cette précision est fonction bien évidemment de la précision intrinsèque du capteur mais également de son positionnement sur le bateau car de nombreux bruits, en conditions réelles, viennent perturber cette mesure. Aujourd'hui, les technologies utilisées par les capteurs ainsi que leur positionnement sur le bateau ne permettent pas de garantir une mesure « propre » i.e. sans perturbation ; il faut alors utiliser des algorithmes permettant de corriger les mesures. Ces algorithmes ont également une autre fonction qui est de calculer des paramètres impossibles à obtenir par des mesures directes. L'ensemble de ces données sert au navigateur en mer en temps réel ou à terre en post traitement afin d'analyser les performances du bateau.

1.2 L'électronique au service de la performance

Afin de recueillir l'ensemble de ces données, une centrale de navigation équipe la plupart des voiliers de compétition (cf. figure 1.1). Elle permet, entre autres, d'interfacer l'ensemble des capteurs et supporte pour cela un grand nombre de technologies (numérique/analogique) et de protocoles (USB, NMEA, CAN...). Il est, de plus, nécessaire de corriger, d'analyser et de répartir les informations afin d'obtenir les valeurs indispensables au pilotage du voilier et à l'évaluation de ses performances. La centrale de navigation est donc le cœur du système d'analyse et toutes les décisions sont prises en fonction des données qu'elle délivre à l'équipage. Ces paramètres clés sont la vitesse et le cap du bateau ainsi que la vitesse et la direction du vent apparent et du vent réel. Le vent, produisant l'énergie du voilier, est le paramètre primordial pour l'analyse des performances du voilier. Les deux termes de vent calculés sont : le vent apparent correspondant au vent ressenti par un observateur sur un voilier en déplacement et le vent réel correspondant au vent ressenti par ce même observateur arrêté. Dans les deux cas, le référentiel est le bateau (cf. figure 1.2).

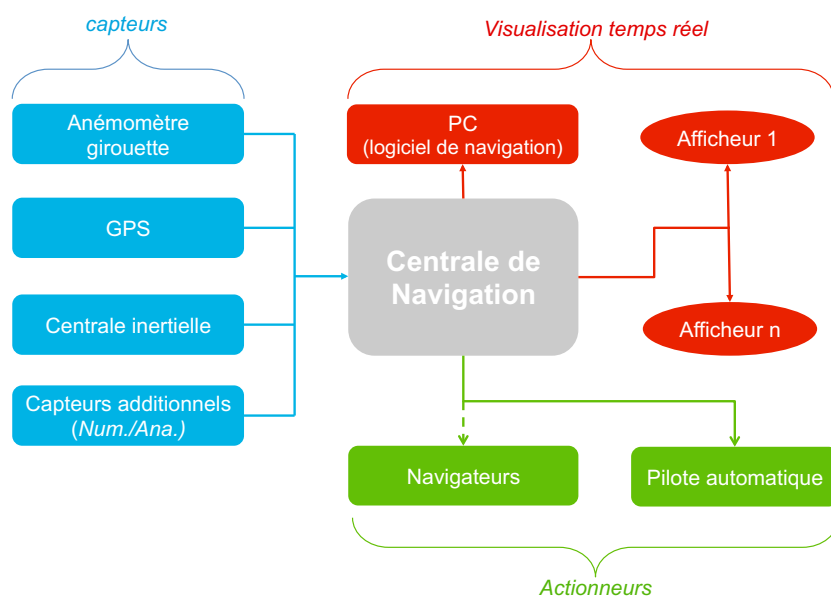


FIGURE 1.1 – schéma fonctionnel d'une centrale de navigation

Le vent mesuré est issu du capteur anémomètre-girouette placé généralement au point le plus haut du bateau en tête de mât. Cette localisation engendre de fortes perturbations dues aux voiles et aux variations d'assiette du bateau mais c'est aussi, comme nous le verrons plus tard, le seul point « viable » pour réaliser les mesures. D'autres phénomènes tels que la dérive du bateau, la torsion du mât et le gradient de vent perturbent aussi cette mesure du vent. Afin d'analyser au mieux les performances du voilier, il faut donc corriger ces différentes perturbations pour obtenir avec la meilleure précision possible les mesures du vent.

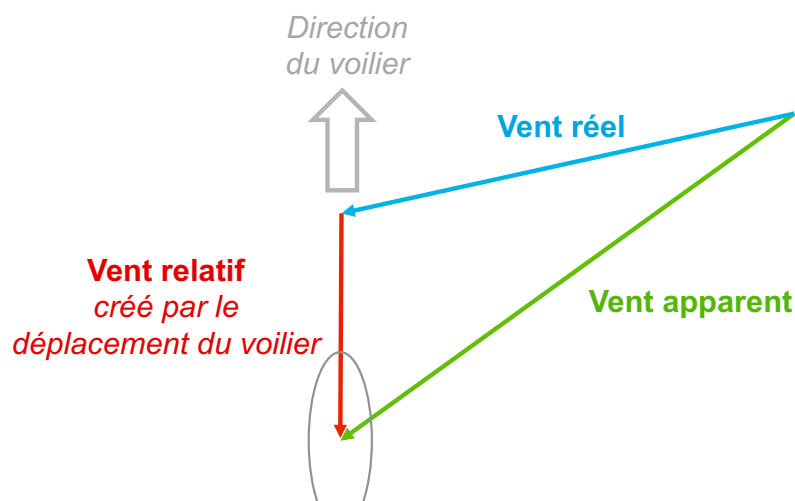


FIGURE 1.2 – Relation entre le vent apparent et le vent réel

La précision de ces mesures est essentielle puisqu'elles permettent de caractériser la performance du bateau.

1.3 Caractériser la performance

La performance d'un voilier est caractérisée à l'aide de diagrammes appelés « polaires » (cf. figure 1.3). Les polaires permettent de définir la vitesse optimale du navire pour un angle et une vitesse de vent réel donnés. Pour chaque force de vent une polaire est établie sur laquelle les coordonnées angulaires représentent les angles du vent réel (gradués autour du cercle principal) et les coordonnées radiales représentent les vitesses du voilier ; l'axe vertical correspond à l'axe longitudinal du voilier. À partir de ces diagrammes, il est possible de définir le meilleur compromis cap & vitesse (VMG, Velocity Made Good) permettant de parcourir le plus de distance sur l'axe du vent. Nous parlerons de « VMG upwind » lorsque le voilier remonte au vent, aux allures de près et de « VMG downwind » lorsque le voilier descend sous le vent, aux allures portantes. De plus, en connaissant l'angle et la vitesse du vent en temps réel, le navigateur est alors capable de régler son embarcation afin de naviguer en permanence le plus proche possible de la vitesse cible donnée par les polaires de son navire. D'autre part, celles-ci ont aussi leur importance dans le routage du bateau puisque ce sont elles qui sont prises en compte par le logiciel de navigation afin de déterminer la route optimum en temps, entre la position actuelle du bateau et une destination. Dans un premier temps, après la construction d'un nouveau bateau, des polaires théoriques, déterminées à partir de logiciels de VPP (Velocity Prediction Program), sont fournies par l'architecte naval. Hélas, celles-ci sont trop imprécises pour être utilisées comme telles ; ces polaires doivent alors être mises à jour avec les mesures réelles disponibles sur le voilier.

1.3 Caractériser la performance

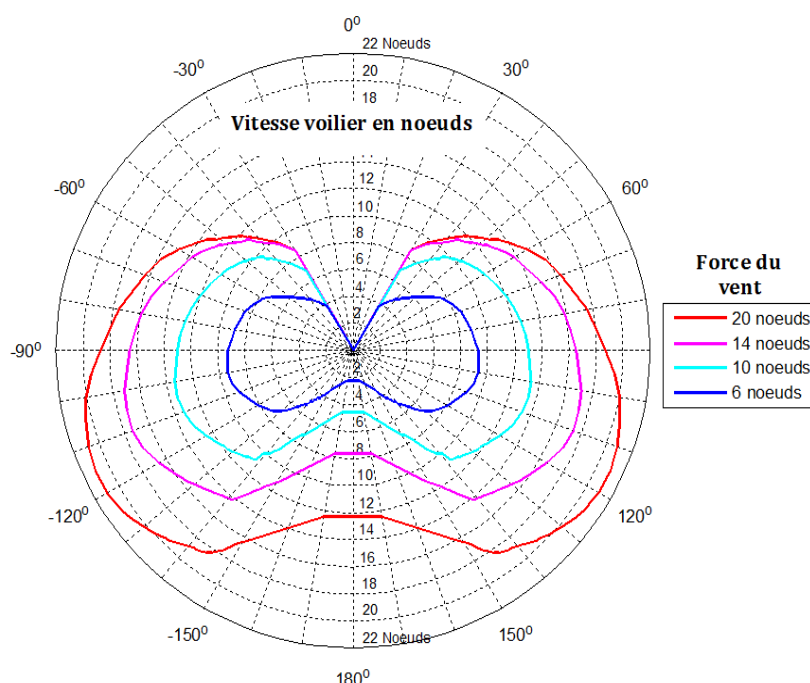


FIGURE 1.3 – Exemple de polaire d'un VOR70

Ainsi, les paramètres clés permettant de caractériser la performance d'un voilier sont **l'angle et la vitesse du vent réel** puisque ce sont eux qui servent de références et **la vitesse du voilier** puisque c'est elle qu'il faut optimiser. Un des objectifs de l'analyse des performances est donc d'affiner et d'optimiser les polaires théoriques du voilier afin d'obtenir ses polaires en navigation. Une mesure précise du vent réel est donc primordiale pour obtenir les polaires les plus fiables possibles. Celles-ci servent ensuite de références pour comparer différents réglages (hauteur des dérives, configuration des voiles, ...) afin d'améliorer la vitesse du voilier.

D'autre part, la mesure du vent en relation avec la vitesse du bateau permet de sélectionner la configuration optimale des voiles en fonction des conditions de vent rencontrées. Pour cela, nous définissons un tableau désignant le jeu de voiles à utiliser en fonction de la direction et de la force du vent : ce tableau est appelé « crossover chart » (cf. figure 1.4). Les voiliers disposent alors d'une analyse des performances de leurs voiles et de leurs utilisations ; ils peuvent ainsi proposer des améliorations sur leur design. De plus, ce tableau permet de sélectionner les voiles à embarquer avant la course et de sélectionner le jeu de voiles optimal pendant la course. Par exemple dans la Volvo Ocean Race 17 voiles sont autorisées pour l'ensemble de la course, mais seulement 6 d'entre elles sont embarquées à bord en plus des voiles requises [VOR, 2012] ; les voiles à embarquer sont ainsi sélectionnées en fonction des conditions météorologiques et de la route prévues. Aussi, nous pouvons déterminer des polaires pour chacun des jeux de voiles.

1 Introduction générale

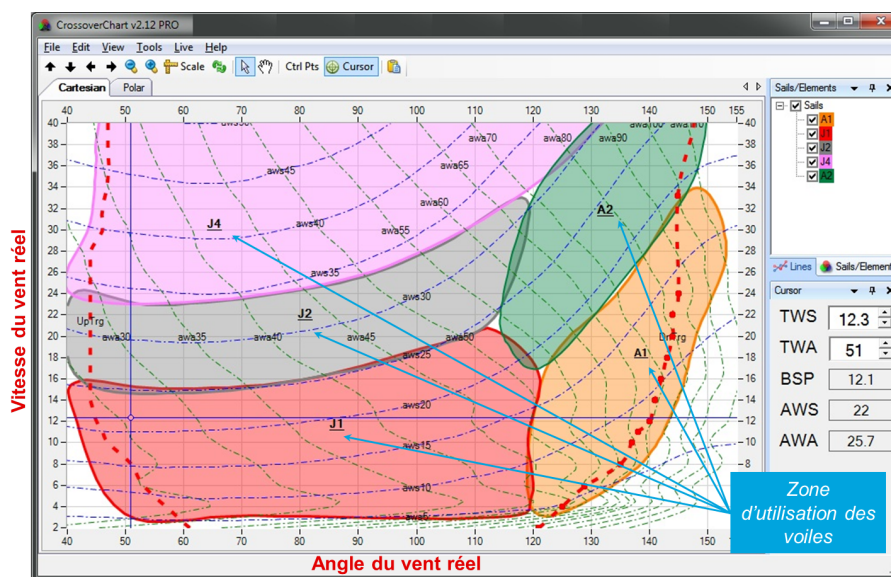


FIGURE 1.4 – Exemple d’un « crossover chart » [Douillet, 2013]

En plus de disposer des polaires comme référence, l’optimisation des réglages du bateau peut se faire par comparaison ; cette étude est appelée « two boat testing ». En effet, une solution plus fiable mais aussi plus coûteuse, est de se comparer en temps réel à un bateau similaire afin d’observer dans quelle configuration le bateau navigue le plus rapidement. Il est alors aisé de déterminer les réglages optimaux. Cependant dans certaines courses, notamment pour la « Volvo Ocean Race » cette pratique est interdite, pour des raisons évidentes de coût (limitation des budgets).

La fiabilité et la précision de la mesure du vent sont donc indispensables pour caractériser avec précision les performances du voilier. Malheureusement aujourd’hui, la chaîne de mesure du vent est entachée d’erreurs causées par des perturbations corrigées ou non de manière empirique. Cette chaîne de mesure arrive ainsi en butée technologique, que ce soit au niveau des capteurs usuellement utilisés ou au niveau de la performance des algorithmes de correction du vent. L’objet de cette thèse consiste donc à proposer de nouvelles solutions pour optimiser cette mesure.

1.4 Problématiques & Contributions

Dans le cadre de ma thèse avec le Groupama sailing team, mes contributions ont dû évoluer tout au long de ces trois années puisque j’ai commencé en travaillant sur le projet de la Volvo Ocean Race et que je conclus cette dernière année sur un projet de la petite coupe de l’America avec l’analyse des performances d’un catamaran « Class C ». Cependant l’objectif majeur

de mes travaux est resté le même, à savoir, l'optimisation de la mesure du vent pour améliorer l'interprétation des performances d'un voilier de course.

En effet, la mesure du vent reste la problématique majeure de l'analyse des performances puisque cette mesure est prise en référence pour la quasi totalité des études et tests réalisés sur le voilier. La première approche de cette thèse a donc été d'identifier les principales perturbations de la mesure du vent afin de se positionner sur le sujet. Cela passe par un état de l'art des technologies utilisées pour mesurer le vent ainsi que par la compréhension du calcul du vent réel. À partir de l'algorithme proposé pour calculer le vent réel, nous avons pu identifier les perturbations majeures corrigées pour certaines de manière empirique : les mouvements du bateau, la torsion du mât (twist), la dérive du bateau due au vent (leeway), la perturbation de l'écoulement du vent autour des voiles (upwash), le cisaillement du vent (wind shear) et la fluctuation de la masse volumique de l'air.

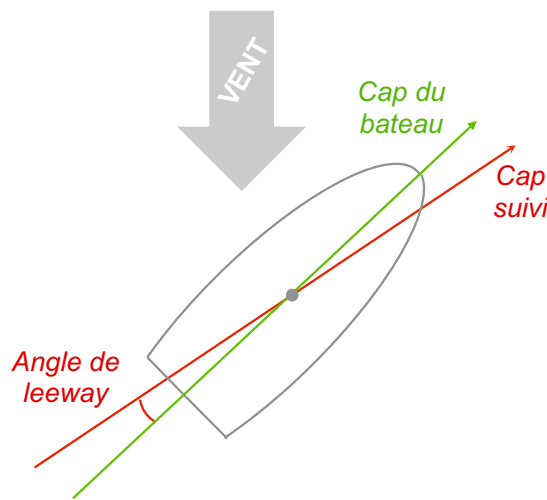


FIGURE 1.5 – Influence du leeway sur la trajectoire du bateau

Dans cette thèse, nous avons choisi de nous placer sur l'identification du leeway puisque ce paramètre est primordial pour obtenir une mesure correcte du vent réel. En effet, comme le montre la figure 1.5, l'angle de leeway modifie la trajectoire du bateau ce qui induit une erreur sur la mesure du vent réel. Sans connaître cet angle, les mesures des capteurs peuvent conduire à une mauvaise analyse du comportement du bateau. Un exemple concret concerne l'étude de la hauteur des dérives sur le VOR70 du Groupama sailing team. Les mesures donnaient l'impression de mieux remonter au vent avec une dérive enfoncée à 80% qu'avec une dérive enfoncée à 100%; seulement l'angle de leeway est plus important avec la dérive enfoncée à 80%. Dans ce cas, il est nécessaire de connaître le comportement théorique du voilier pour ne pas sélectionner les mauvais réglages induits par les mesures. En plus

1 Introduction générale

de configurer correctement la hauteur des dérives, la connaissance du leeway permettrait de déterminer avec précision l'angle d'incidence et le design optimales de celles-ci. Enfin, en connaissant l'angle de leeway et le déplacement du bateau, il est possible d'en déduire le courant marin ; celui-ci apporte un atout considérable au niveau de la stratégie de la course. En effet, nous disposons actuellement des grib (cf. figure 1.6) des grands courants marins mais malheureusement ceux-ci ne sont pas assez précis. Le navigateur peut ainsi se trouver dans une situation où il est incapable de se localiser précisément sur un des flux de courant et est donc incapable de déterminer si il navigue avec le courant ou contre le courant. Dans ce cas-ci, la connaissance du courant permettrait de lever cette incertitude. Aussi, la première contribution de cette thèse a été de proposer une nouvelle méthode pour identifier le leeway et le courant.

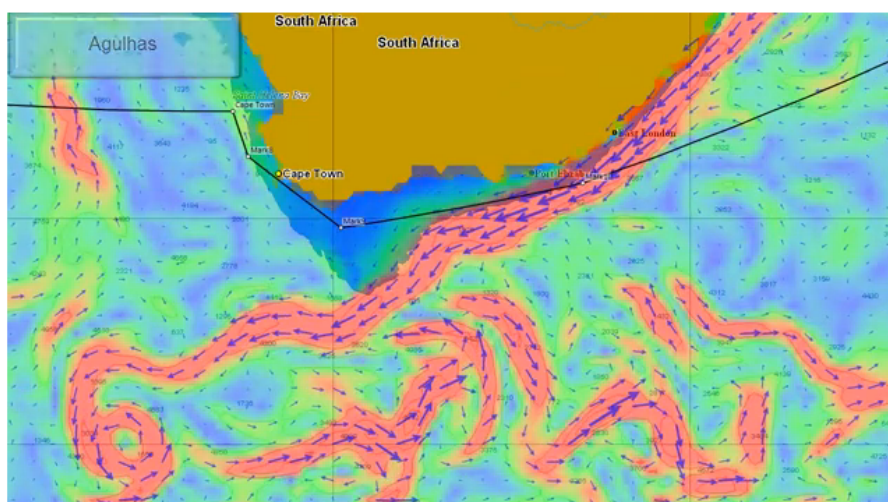


FIGURE 1.6 – Visualisation de grib de courant [Tidetech, 2013]

Une des difficultés majeures de cette thèse est le manque de référence du vent. En effet, que se soit pour configurer la calcul du vent dans les centrales de navigation ou simplement pour avoir une mesure du vent pour la voile légère, cette référence est manquante. Le second obstacle est dû à la nature des centrales de navigation existantes qui sont fermées, il est donc en général impossible d'implanter ses propres algorithmes de correction du vent ou même de connecter un capteur de marque différente de celle de la centrale. La seconde contribution de la thèse a été de développer une plateforme adhoc ouverte sur laquelle il est possible d'implanter ses propres fonctionnalités et de connecter un grand nombre de capteurs numériques et/ou analogiques. Ce système embarqué peut être équipé aussi bien sur un voilier pour implanter notre algorithme de correction du vent ou sur un support fixe (e.g. bouée) afin de disposer d'une référence du vent plus fiable sur le plan d'eau.

Les apports amenés durant cette thèse sont doubles puisque d'une part nous fournissons une chaîne de mesure du vent avec un modèle d'identification du leeway et d'autre part nous avons développé une plateforme embarquée multi-supports dédiée à l'analyse des performances, où ont été implantés nos algorithmes, et ouverte pour de futurs travaux pour des laboratoires de recherche et des équipes de voile.

1.5 Plan adopté

Le premier chapitre de cette thèse, intitulé « Etat de l'art », décrit la méthodologie permettant la mesure du vent : des capteurs aux algorithmes. Dans un premier temps, après avoir introduit les relations entre le vent apparent et le vent réel, nous présentons les technologies existantes pour mesurer le vent et le déplacement du voilier. Puis, les différentes perturbations de la mesure du vent sont expliquées ainsi que le rôle et les corrections apportées par la centrale de navigation. Enfin, la dernière partie détaille les problématiques abordées durant cette thèse.

Le second chapitre, intitulé « Estimation de la dérive du voilier », détaille les algorithmes proposés pour identifier le leeway et le courant. Ce chapitre se décompose en deux parties. La première partie présente une première solution basée sur un ensemble de filtres de Kalman et sur la formule empirique déterminant l'angle de leeway ; les résultats associés y sont présentés. La seconde partie compare plusieurs modélisations du déplacement du voilier basées sur différents types de filtres de Kalman ou équivalents. Ce modèle a pour objectif d'améliorer la mesure du déplacement latéral du voilier réalisée par un capteur acoustique. Les résultats et les apports de ces modèles y sont présentés.

Le troisième chapitre, intitulé « Un système d'analyse des performances », présente un système embarqué multi-supports. Dans un premier temps, le rôle de ce système ainsi que ses architectures, logicielle et matérielle, sont décrites. Ensuite, plusieurs exemples d'applications et leurs résultats associés sont présentés.

Enfin, le dernier chapitre conclut sur l'utilité des modèles d'estimation du leeway et du système embarqué proposés. Les perspectives de ces travaux sont ensuite abordées.

ETAT DE L'ART

Sommaire

2.1	Introduction	12
2.2	Mesure du vent	13
2.2.1	Introduction	13
2.2.2	Technologies	13
2.2.3	Emplacement	17
2.2.4	Conclusion	19
2.3	Mesure de la vitesse	20
2.3.1	Introduction	20
2.3.2	Vitesse surface	21
2.3.3	Vitesse fond	23
2.3.4	Conclusion	24
2.4	Perturbation de la mesure du vent	24
2.4.1	Introduction	24
2.4.2	L'alignement de la girouette	25
2.4.3	Les mouvements du voilier	26
2.4.4	La dérive du voilier	28
2.4.5	L'écoulement du vent	29
2.4.6	Le cisaillement du vent	31
2.4.7	Fluctuation de la masse volumique de l'air	32
2.4.8	Conclusion	32
2.5	Centrale de navigation	33
2.5.1	Introduction	33
2.5.2	Acquisition	34
2.5.3	La chaine de correction du vent	35
2.5.4	Communication	37
2.5.5	Conclusion	38
2.6	Conclusion	38

2.1 Introduction

Depuis plusieurs décennies, la mesure du vent sur un voilier est une des problématiques de l'analyse des performances. C'est dans les années 80s que des personnes comme Arvel Gentry (ingénieur en aéronautique et hydronautique) et David Pedrick (architecte naval) ont détaillé des méthodes d'analyse des performances ([Gentry, 1981],[Pedrick et McCurdy, 1981]) mettant en avant les difficultés à mesurer avec précision un vent réel. Ces travaux se sont déroulés dans le cadre de la coupe de l'America, et depuis ces deux papiers en 1981, très peu d'articles ont été publiés sur la problématique de la mesure du vent ainsi que sur les solutions associées. Cela s'explique notamment par les secrets liant les équipementiers à leur équipe de voile.

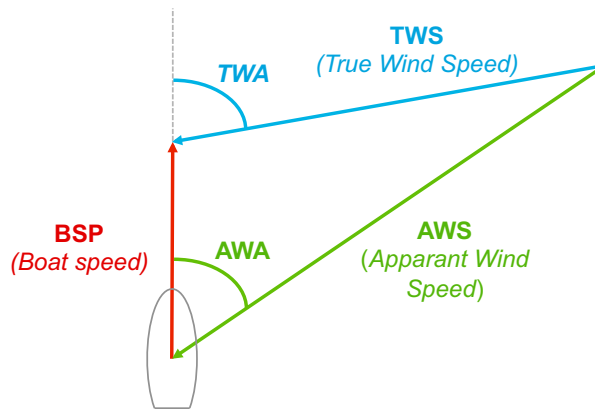


FIGURE 2.1 – Schéma simplifié de la mesure du vent

La première partie de ce chapitre va permettre d'établir un état de l'art sur les technologies existantes, tant au niveau des capteurs de vent que des capteurs de vitesse du voilier. Effectivement, comme expliqué précédemment (section 1), le skipper veut connaître l'angle et la vitesse du vent réel, respectivement TWA et TWS, afin d'analyser les performances du voilier. Cependant lorsqu'une embarcation navigue, le capteur de vent mesure un angle et une vitesse de vent apparent, respectivement AWA et AWS (cf. figure 2.1). Afin de déterminer le vent réel, deux capteurs sont donc primordiaux : le capteur de vent et le capteur de vitesse du bateau.

Malheureusement la mesure du vent réel n'est pas si simple puisque les mesures de ces deux capteurs sont perturbées par plusieurs phénomènes. Afin de corriger au mieux ces perturbations d'autres capteurs couplés avec une centrale de navigation sont nécessaires. La deuxième partie de ce chapitre détaille les perturbations ainsi que les corrections apportées par une centrale de navigation. Cette description permet de soulever les principaux problèmes liés à la mesure du vent : les corrections empiriques du vent et les limites d'une centrale de navigation. La dernière partie de ce chapitre expose les

principales contributions de ces travaux de recherche.

2.2 Mesure du vent

2.2.1 Introduction

Avec l'importance de connaître les conditions météorologiques, différents systèmes permettant de mesurer le vent ont vu le jour. Ces systèmes fournissent deux mesures qui sont la direction et la force du vent. Ce capteur est désigné comme un anémomètre-girouette ou un aérien dans le cadre de la voile. Néanmoins, pour le moment, toutes les technologies permettant de mesurer le vent ne sont pas utilisées dans le domaine maritime. Cette section a pour but de décrire les différents systèmes électroniques utilisés dans le domaine maritime afin de mettre en avant les inconvénients et les avantages de chaque capteur.

2.2.2 Technologies

2.2.2.1 Anémomètre-girouette à coupelles

L'anémomètre-girouette à coupelles ou à godets (cf. figure 2.2) est le capteur de vent le plus répandu dans la voile. Il se compose d'un anémomètre à coupelles et d'une pale orientable équipée d'un aimant.



FIGURE 2.2 – Anémomètre-girouette à coupelles (B&G)

L'anémomètre est composé de 3 demi-coquilles identiques disposées sur des bras horizontaux écartés de 120° les uns des autres. Un aimant situé sur l'axe de rotation permet de fournir un signal dont la période correspond à un tour des coupelles. La girouette est quant à elle constituée d'une pale équipée d'un aimant sur son axe vertical. Cet aimant vient exciter deux ou trois capteurs à effet hall positionnés respectivement autour de l'axe de la girouette à 90° ou 120° les uns des autres (cela dépend du constructeur). Ainsi, deux ou trois tensions permettent de définir l'angle de la girouette (cf. figure 2.3).

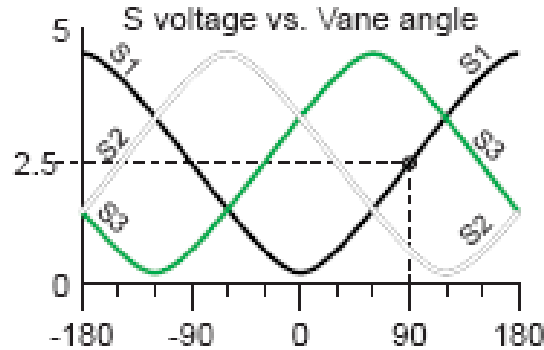


FIGURE 2.3 – Tensions (S_1 , S_2 , S_3) définissant l'angle de la girouette

Ces capteurs sont vendus à partir de 800 € pour un aérien bas de gamme et peuvent atteindre 2500 € pour les aériens de compétition comme par exemple le « 213 Vertical Masthead Unit » de la société B&G [B&G, 2013]. Ces capteurs, bien qu'ils soient les plus répandus, ont quand même certains inconvénients. D'une part, l'anémomètre à coupelles ne mesure pas les vents faibles ($< 2\text{-}3$ nœuds) à cause des frottements des roulements qui entraînent les godets. D'autre part, l'utilisation des parties mécaniques rend le capteur plus sensible aux mouvements du bateau ce qui engendre une perturbation sur sa mesure. Un autre inconvénient des parties mécaniques est qu'elles s'usent dans le temps ce qui entraîne un jeu sur le capteur : il faut donc changer les parties mécaniques usées et recalibrer le capteur.

2.2.2.2 Anémomètre-girouette à hélice

Ce capteur, proposé par Nexus (cf. figure 2.4), mesure la vitesse du vent grâce à une hélice qui tourne autour d'un axe horizontal et la direction du vent avec un système à deux pales. Le fonctionnement est le même que le système précédent. Pour mesurer la direction, trois capteurs à effet hall sont situés autour de l'axe de la girouette et excités par un aimant situé sur ce même axe. Pour la vitesse, un aimant situé sur l'axe de rotation de l'hélice permet de fournir un signal proportionnel à sa vitesse de rotation.

Ces capteurs [Nexus, 2013] sont vendus à partir de 500 € et atteignent 1500 € en fonction de la perche souhaitée. Ils présentent les mêmes inconvénients que l'anémomètre-girouette à coupelle puisque l'hélice ne fonctionne pas dans les vents faibles (à cause des frottements des roulements) et l'utilisation des parties mécaniques les soumet aux contraintes des mouvements du bateau et de la détérioration des pièces.



FIGURE 2.4 – Anémomètre-girouette à hélices (Nexus)

2.2.2.3 Anémomètre-girouette Rotavecta

L'anémomètre-girouette Rotavecta utilise un seul capteur pour mesurer la vitesse et la direction du vent. Ce capteur utilise une étoile à trois coupelles qui a la particularité d'avoir une des coupelles différentes des deux autres (cf. figure 2.4).



FIGURE 2.5 – Anémomètre-girouette Rotavecta (Raymarine)

Pour mesurer la vitesse et la direction du vent 3 capteurs à effet hall sont placés autour de l'axe de rotation des coupelles. Ceux-ci sont excités par un aimant situé sur cet axe de rotation. Lorsque l'anémomètre tourne à vitesse constante ces 3 capteurs fournissent une sinusoïde parfaite (cf. figure 2.3). L'intérêt du Rotavecta réside dans le fait que pour une vitesse de vent stable, la vitesse de rotation des godets n'est pas constante. Effectivement, lorsque le plus grand godet monte au vent il est freiné et il accélère passé le lit du vent. Cela a pour effet de déformer les sinusoïdes reçues. La vitesse du vent est donc déterminée à partir des périodes de ces sinusoïdes. Pour la direction du vent, il s'agit d'identifier le moment où les sinusoïdes sont déformées afin de récupérer les valeurs des trois tensions correspondantes à

2 Etat de l'art

l'angle du vent mesuré.

Actuellement, seule la société « Raymarine » commercialise ces capteurs [Raymarin, 2013]. Un des avantages de ce système est qu'il nécessite seulement une seule partie mécanique pour mesurer la vitesse et la direction du vent : cela permet un gain de poids. Néanmoins, comme les autres systèmes, il ne fonctionne pas dans les petits airs et est soumis à l'usure des pièces mécaniques.

2.2.2.4 Anémomètre-girouette à ultrason

L'anémomètre-girouette à ultrason est basé sur la mesure de déplacement d'une onde ultrasonore. Ces capteurs sont généralement équipés de deux à trois couples de transducteurs à ultrason communiquant deux à deux afin de mesurer le vent respectivement en 2D ou en 3D. En effet, en mesurant le temps de transition de l'onde entre 2 transducteurs, il est possible de déterminer la variation de ce temps de transition due au flux d'air. En répétant cette action sur plusieurs axes, il est alors possible de connaître la vitesse et la direction du vent.



FIGURE 2.6 – Anémomètre-girouette à ultrason (LCJ)

Le principal intérêt de ces capteurs est qu'ils n'ont aucune pièce mécanique en mouvement ce qui limite la perturbation liée à l'effet gyroscopique et l'usure du capteur. De plus, l'ultrason permet d'obtenir une résolution correcte (0.1 nœuds) dans les petits airs (>0.5 nœuds) [LCJ, 2009]. Néanmoins, ils sont rarement utilisés pour la régate ou la course au large. Leur poids et leur encombrement en sont les principales causes. Effectivement, ces aspects doivent être minimisés afin de réduire le fardage induit par ce capteur. La différence de poids entre un aérien à ultrason 3D (>1 kg) et un aérien à coupelle (< 0.165 g) détermine le choix du capteur. Des aériens à ultrasons 2D (cf. figure 2.6) plus petit et plus léger existent notamment le CV7 de chez LCJ Capteurs. Par contre, la diminution de leur taille entraîne une perte de précision puisque la distance entre deux transducteurs à ultrason est réduite.

2.2.2.5 Anémomètre-girouette à laser

L'anémomètre-girouette à laser fait partie des capteurs Lidar. Son principe est d'émettre une onde lumineuse grâce à un laser et de récupérer cette onde rétro-diffusée sur les particules en mouvements dans l'air grâce à un télescope. Les modifications de vitesse et d'intensité de l'onde reçue permettent d'en déduire les informations relatives au vent. L'intérêt d'un système comme celui là est de mesurer le vent non plus à l'endroit où se situe le capteur mais par exemple à 1 km en amont. Cet équipement est en général destiné aux stations météo, aux aéroports (détection de variation d'intensité et de direction du vent) et de plus en plus pour les éoliennes (orientation des pales en fonction de la direction du vent). Ce capteur a fait son apparition dans le domaine maritime lors de l'avant dernière coupe de l'America. En effet, la société « Catch The Wind » en partenariat avec une des équipes de la coupe a développé un capteur de vent laser portatif (cf. figure 2.7) le « Racer's Edge Laser Wind Sensor ». Il était utilisé sur les bateaux météo afin de mesurer le vent sur le plan d'eau autour des bateaux de la coupe.



FIGURE 2.7 – Racer's Edge Laser Wind Sensor

La précision de ce capteur, ± 0.5 nœud pour la vitesse et ± 2 degrés pour la direction [CatchTheWind, 2010], en fait le capteur le moins précis. Son prix est aussi un inconvénient à son utilisation puisqu'avec une valeur de 150000 € en 2010 très peu d'équipes de voiles peuvent l'acheter. D'autre part, le poids (> 8 Kg) de ce système et son encombrement, comparé aux autres capteurs, font qu'il n'est pas envisageable sur un voilier de course.

Dans la section suivante, la présentation de l'emplacement du capteur montre l'importance d'utiliser un capteur léger et peu encombrant.

2.2.3 Emplacement

L'emplacement du capteur de vent est très important sur un voilier et doit respecter certaines règles. Premièrement, il faut que le capteur soit protégé de la mer afin qu'il ne soit pas perturbé par des projections d'eau. Il n'est donc pas envisageable de le placer directement sur le pont du navire (cf. figure 2.8).



FIGURE 2.8 – Exposition du pont du navire à l'eau

Il reste alors 3 possibilités (cf. figure 2.9) : surélever le capteur sur une perche placée en amont, en aval ou sur la tête de mât du bateau. La position du capteur de vent sur la proue soumet son support à de fortes contraintes à chaque enfournement du voilier ce qui risque de le faire céder. Par contre, si le capteur se situe à l'arrière du bateau, il subit moins de contraintes. Cet emplacement a d'ailleurs été utilisé sur le trimaran « BOR 90 » de l'équipe « BMW Oracle Racing » lors de la 33^{eme} Coupe de l'America ; deux anémomètre-girouettes étaient placés respectivement sur le flotteur bâbord



FIGURE 2.9 – Positionnement du capteur de vent

et tribord (cf. figure 2.10). Cette solution a aussi été testée sur le VOR70 du Groupama sailing team. Deux capteurs de vent étaient déportés de chaque côté de la coque. L'inconvénient de ces emplacements sur un monocoque est que les capteurs se situent directement dans l'écoulement de l'air perturbé par la voile ; d'importantes variations sur la vitesse et l'angle du vent étaient observées lors des changements des réglages sur les voiles. De plus, cette solution complexifie la calibration des girouettes dans l'axe du bateau. En effet, chaque capteur étant perturbé différemment par l'écoulement du vent lorsque le voilier navigue bâbord amure puis tribord amure, il n'est pas possible de vérifier la symétrie de l'angle entre ces deux bords.



FIGURE 2.10 – Emplacement du capteur de vent sur le BOR 90

La seule possibilité restante est de placer le capteur de vent sur la tête de mât. Cependant, à cet emplacement pour un voilier de la Volvo Ocean Race, le capteur est situé à plus de 30 mètres au-dessus du pont du bateau. Cela a pour effet de rendre le capteur très sensible aux mouvements du bateau mais aussi à bien d'autres perturbations (voir section 2.4).

2.2.4 Conclusion

Cette étude nous a permis de définir les capteurs de vent dont nous disposons actuellement. Cependant, dans le domaine de la course au large et de la régate, seuls les anémomètre-girouettes à coupelles et à hélice sont utilisés. Il est compréhensible pour un navigateur que la robustesse du capteur soit un des éléments clés dans le choix de celui-ci. Effectivement, lorsque les navigants partent pour une course allant jusqu'à un tour du monde, la mesure du vent doit être disponible tout au long de cette course pour pouvoir configurer le pilote automatique (course en solitaire) et régler au mieux leur

2 Etat de l'art

voilier. C'est donc par leur notoriété sur leur robustesse que les aériens de la marque B&G ou Nke [nke, 2013] sont les plus répandus. Néanmoins, les avantages amenés par les capteurs à ultrason (précision, absence d'usure) pourraient bien les propulser dans le domaine de la compétition à condition qu'un de ces fabricants les conçoivent. En effet, une des difficultés pour changer de capteur de vent est que chaque aérien est associé à une centrale de navigation. Le changement de tout le système doit donc être envisagé pour modifier l'aérien.

A cet instant de ma thèse, le Groupama sailing team était engagé dans la Volvo Ocean Race et travaillait avec la centrale de navigation « WTP3 » de chez B&G [B&G, 2013]. Le capteur de vent utilisé était un aérien B&G. Cette étude a donc confirmé l'utilisation de ce capteur pour la mesure du vent.

Une des perspectives envisageables pour conclure cet état de l'art sur les capteurs, serait de comparer en soufflerie la précision des différents capteurs lorsqu'ils sont soumis à de fortes accélérations. Cependant, cela nécessiterait de disposer d'une soufflerie et d'un budget assez conséquent pour disposer de tous ces capteurs.

2.3 Mesure de la vitesse

2.3.1 Introduction

La mesure de la vitesse du voilier est le deuxième paramètre clé pour déterminer correctement le vent réel. Ce paramètre peut être mesuré avec plusieurs instruments et n'a pas tout le temps la même signification. En effet, le déplacement du voilier peut se décomposer en deux routes : le déplacement fond et le déplacement surface (cf. figure 2.11). Cette section permet d'expliquer chaque déplacement et de présenter les capteurs de vitesse qui leur sont associés.

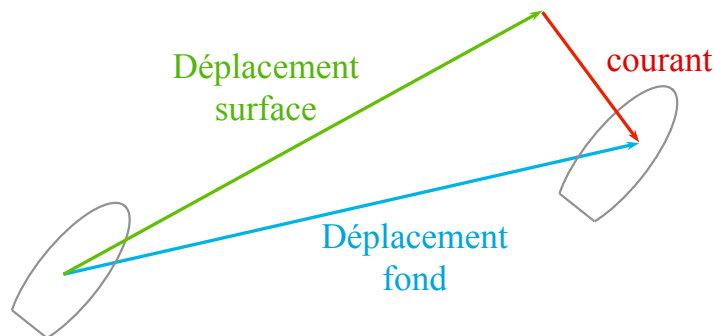


FIGURE 2.11 – Déplacement surface et déplacement fond

2.3.2 Vitesse surface

La vitesse surface correspond à la vitesse de déplacement du voilier par rapport à la masse d'eau où il navigue. Cette vitesse est indépendante du courant.

2.3.2.1 Technologies des capteurs

Dans le domaine maritime, les capteurs de vitesse surface, nommés loch ou speedomètre, utilisent différentes technologies.

Roue à aubes

Le loch à roue à aubes mesure la vitesse surface à l'aide d'une roue à ailettes équipée d'un aimant (cf. figure 2.12). Ce capteur est généralement fixé sur la coque à travers un passe-coque de manière à ce que les ailettes tournent proportionnellement à l'écoulement de l'eau autour de la carène. L'aimant, fixé sur une ailette, excite une bobine ou un capteur à effet hall afin de récupérer un signal périodique proportionnel à la vitesse de déplacement du voilier. Ce capteur, du fait de son faible coût, est un des plus répandus. Son principal inconvénient est qu'il est perturbé par les algues qui peuvent venir se coincer dans les roues à aubes.



FIGURE 2.12 – Les loch nke

Électromagnétique

Le loch électromagnétique permet grâce à un champ magnétique de mesurer la vitesse de déplacement du bateau. Le principe est d'utiliser l'eau qui s'écoule entre deux électrodes en tant que conducteur et une bobine afin de créer un champ magnétique. Cela permet de générer une tension sinusoïdale dont l'amplitude varie en fonction de la vitesse d'écoulement de l'eau. L'intérêt de ce capteur est qu'il n'a aucune pièce en mouvement, il n'est donc pas perturbé par les algues. Ce capteur est essentiellement utilisé pour des navires imposants du fait de son poids et de son encombrement. Néanmoins, des versions plus légères pour la plaisance sont développées notamment le loch électromagnétique de chez nke (cf. figure 2.12, [nke, 2013]).

Doppler

Le loch doppler mesure la vitesse de déplacement du bateau grâce à l'émission d'une ou plusieurs ondes. Le principe est d'émettre une onde à une fréquence connue et de récupérer l'onde réfléchie sur les particules en mouvement dans l'eau. La variation de fréquence entre l'onde émise et l'onde reçue permettra de déterminer la vitesse de déplacement du navire. Cette technique est utilisée pour les capteurs acoustiques dont fait partie le loch à ultrason (cf. figure 2.12). Son fonctionnement est détaillé dans la section 3.3.

La principale difficulté pour mesurer précisément la vitesse surface du voilier est de trouver l'emplacement où le capteur sera le moins perturbé. La section suivante explique les recherches sur le positionnement optimal de celui-ci.

2.3.2.2 Emplacement

Habituellement, sur les monocoques de course, deux loch sont utilisés : le premier est fixé sur la coque bâbord et le second est fixé sur la coque tribord. En effet, comme le bateau gîte, cela permet d'avoir toujours un capteur dans l'eau à l'endroit où son écoulement est moins perturbé. La centrale de navigation analyse donc, en permanence, l'angle de gîte afin de déterminer la vitesse à prendre en compte. L'inconvénient d'avoir deux speedomètres est que la mesure de la vitesse du bateau n'est pas la même lorsque le voilier navigue en tribord amure ou bâbord amure puisque la calibration et la pré-



FIGURE 2.13 – Emplacement du loch sur « Groupama 4 »

cision intrinsèque des capteurs sont différentes. La comparaison des vitesses sur deux bords peut donc être erronées. De plus, l'écoulement de l'eau autour de la carène du bateau est perturbé ce qui rend la mesure de vitesse imprécise à cet emplacement.

Pour limiter ce problème, une des solutions du Groupama sailing team pour la Volvo Ocean Race a été d'installer le capteur de vitesse sur l'avant du bulbe de quille (cf. figure 2.13). En plus de limiter les perturbations liées à l'écoulement de l'eau autour de la carène, le nombre de capteur est diminué puisque un seul capteur est nécessaire. Il est possible néanmoins de disposer d'une mesure encore plus fiable, à savoir la vitesse fond décrite dans la section suivante.

2.3.3 Vitesse fond

La vitesse fond correspond à la vitesse de déplacement du voilier par rapport à la terre. Elle correspond au déplacement surface couplé au déplacement de la mer par rapport à la terre (cf. figure 2.11). Cette vitesse est donc dépendante du courant.

2.3.3.1 Technologies des capteurs

La vitesse fond peut être mesurée soit par un GPS (Global Positioning System), soit par un capteur doppler acoustique (voir section 3.3).

GPS

Le GPS est un système de positionnement basé sur une constellation de satellites. La position d'un navire équipé de ce capteur est déterminée par triangulation à partir des mesures de distance entre le récepteur GPS et les satellites. La vitesse fond peut ensuite être obtenue en dérivant les variations de ces positions. Les GPS fournissent une précision horizontale de l'ordre de quelques mètres (3 à 10 m). Afin d'améliorer cette précision, il existe des GPS SBAS (Satellite-Based Augmentation System) qui, grâce à des stations terrestres de positionnement connu et à des satellites géostationnaires, corrigent des erreurs tels que l'erreur ionosphérique (modification du temps de transmission de l'onde dans la couche ionosphérique). Dans ce cas, les GPS SBAS sont capables de fournir une précision inférieure à 1 mètre en tout temps [SXBlueGPS,], mais cette précision est aussi fonction d'équipement utilisé puisqu'elle dépend des caractéristiques de performance du récepteur GPS.

2.3.3.2 Emplacement

L'important pour recevoir correctement les informations GPS est de positionner l'antenne GPS de façon à ce qu'elle ne soit gênée ni par les voiles ni

2 Etat de l'art

par le mât. De plus, sur un voilier de course, il est important de minimiser le poids des câbles et le fardage lié à l'antenne. Sur « Groupama 4 », l'antenne est située sur un support placé sur la poupe du bateau.

2.3.4 Conclusion

Deux mesures sont donc disponibles pour évaluer la vitesse du voilier et ainsi, calculer le vent réel. Seulement, pour analyser les performances du voilier et pouvoir comparer les performances de plusieurs navigations, le vent réel pris en référence doit être indépendant du courant. C'est pour cela que dans le calcul du vent réel, nous utilisons la vitesse surface du navire.

Durant la préparation de la Volvo Ocean Race, trois types de capteurs ont pu être testés et comparés : le capteur à ultrason de chez Nke, un capteur à roue à aubes et un capteur électromagnétique mesurant le déplacement du voilier sur deux directions. Le capteur à ultrason avait un bon comportement mais décrochait régulièrement lorsque la vitesse dépassait les 20 nœuds. Le capteur électromagnétique, pesant plus de 3 kg, a été installé directement sur la coque. L'intérêt de ce capteur était de mesurer le déplacement latéral du voilier. Sa mesure étant trop bruitée, ces résultats n'ont pas pu être exploités. Finalement, le capteur sélectionné pour sa fiabilité a été un loch à roue à aubes.

2.4 Perturbation de la mesure du vent

2.4.1 Introduction

Après avoir défini l'état de l'art des technologies utilisées pour mesurer la direction et la force du vent ainsi que la vitesse du bateau, mes travaux de recherche se sont poursuivis par l'étude des perturbations que subissent ces capteurs. En effet, le capteur de vent situé en tête de mât est sujet à de nombreuses perturbations [Gentry, 1981] : le décalage de la girouette, les mouvements du voilier, la dérive due au vent, la perturbation de l'écoulement du vent, le cisaillement du vent et les fluctuations de la masse volumique de l'air. Afin de corriger ces perturbations, d'autres capteurs sont nécessaires, comme par exemple un IMU (Inertial Measurement Unit) qui permet de mesurer les mouvements du voiliers. L'ensemble de ces données est recueilli par une centrale de navigation afin de calculer et corriger la mesure du vent réel.

Cette section décrit en détail les différentes perturbations de la mesure du vent ainsi que les corrections classiquement apportées par une centrale de navigation.

2.4.2 L'alignement de la girouette

La première perturbation intervient sur la mesure de l'angle du vent lors du montage du capteur. En effet, il est difficile d'aligner correctement la girouette sur l'axe du bateau. Cette erreur doit être identifiée, sinon l'angle de vent apparent sera différent selon que l'on navigue tribord amure ou bâbord amure. Afin d'évaluer cet offset (cf. figure 2.14), le navigateur procédera à une phase de calibration pour obtenir une mesure symétrique du vent apparent sur les deux bords.

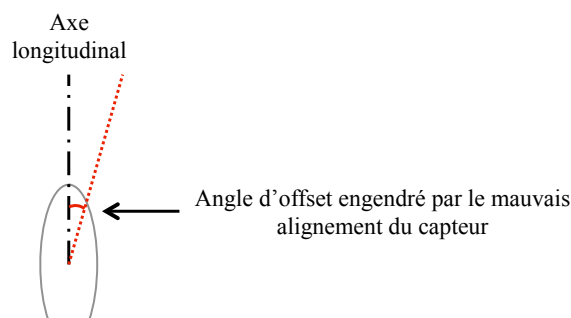


FIGURE 2.14 – Décalage de la girouette

D'autre part, la plupart des multicoques et certains monocoques sont aujourd'hui équipés d'un mât aile ; celui-ci dispose d'un profil optimal permettant de favoriser l'écoulement laminaire sur le bord d'attaque puisque l'ensemble de la voile et du mât forme un seul profil. L'objectif est alors d'orienter le mât en fonction de la direction du vent. Dans ce cas, il est nécessaire d'utiliser un capteur d'angle pour mesurer la rotation du mât afin de la corriger sur la mesure de l'angle du vent.



FIGURE 2.15 – Angle de torsion

Concernant les mâts les plus imposants, comme par exemple ceux des bateaux de la Volvo Ocean Race (supérieurs à 30 m), ils subissent une torsion de quelques degrés (cf. figure 2.15) qui engendre une erreur sur la mesure de l'angle du vent. Cet angle nommé angle de « twist » ou angle de torsion peut

2 Etat de l'art

varier de $\pm 5^\circ$ sur « Groupama 4 » d'après une étude théorique réalisée sur des logiciels de calculs de structures par le Groupama sailing team.

Actuellement, aucun capteur n'est capable de mesurer directement cet angle. Une des solutions pour le calculer consiste à utiliser deux IMUs placés en pied de mât et en tête de mât (cf. figure 2.16). La différence entre le cap mesuré par l'IMU1 et le cap mesuré par l'IMU2 correspond à l'angle de torsion. Le principal problème de cette solution est que l'IMU situé en tête de mât est soumis à de fortes accélérations qui bruitent ces mesures. Cela peut entraîner des résultats non exploitables.

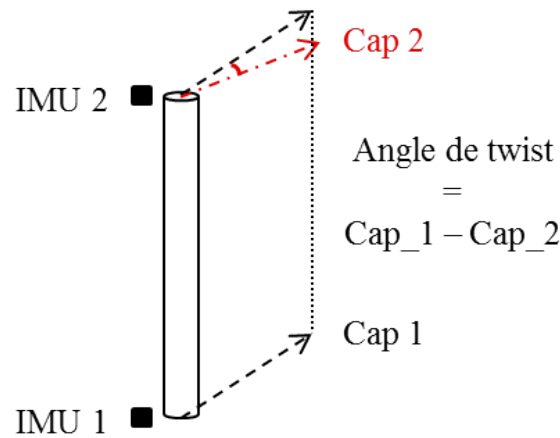


FIGURE 2.16 – Calcul de l'angle de torsion

Une autre solution pour calculer l'angle de twist est d'utiliser une camera installée sur la tête de mât pour filmer une cible sur le pont. Par traitement d'image, il est alors possible de déterminer l'angle de twist. Des systèmes comme celui de V-SPARS [Pelley et Moral, 2008] ou comme celui développé par l'EPFL (Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne) pour l'hydroptère [Bourgeon *et al.*, 2010] permettent de déterminer l'angle de twist bien que ces équipements soit plutôt destinés à l'analyse des voiles.

Une dernière solution pour obtenir l'angle de torsion est de mesurer la déformation du mât à l'aide de jauges de contrainte. Cette solution a l'avantage de minimiser le poids par rapport aux systèmes avec les cameras ou avec les deux IMUs. Cependant, elle nécessite la mise en œuvre d'un des deux systèmes précédents pendant les phases de calibration des jauges de contrainte.

2.4.3 Les mouvements du voilier

Les mouvements du voilier, le roulis, le tangage et le lacet créent une composante de vent en tête de mât qui perturbe sa mesure. Les mouvements du bateau sont présentés sur la figure 2.17. Pour filtrer ces mouvements sur la mesure du vent, un IMU est utilisé.

2.4 Perturbation de la mesure du vent

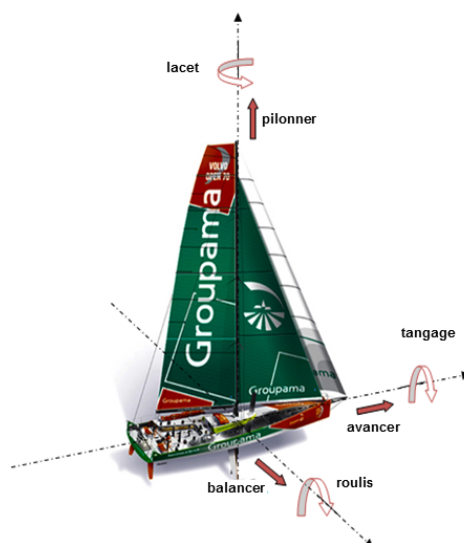


FIGURE 2.17 – Mouvements du bateau

À partir des vitesses angulaires mesurées par l'IMU et de la hauteur du mât (correspondant au bras de levier), la vitesse tangentielle, engendrée par chaque mouvement en tête de mât, peut être déterminée. En additionnant les trois vitesses tangentielles dues au roulis, au tangage et au lacet, il est possible de calculer le vecteur de vent apparent créé par les mouvements du bateau.

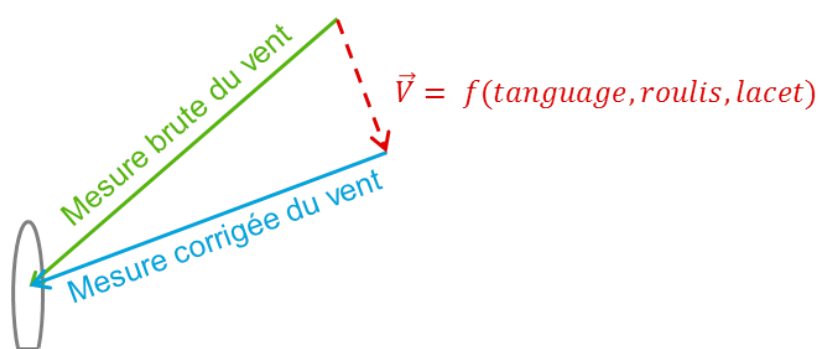


FIGURE 2.18 – Correction des mouvements du bateau

Cette erreur est ensuite soustraite aux mesures brutes du vent pour retrouver un vent apparent corrigé (cf. figure 2.18). Cette correction repose sur l'hypothèse que la plateforme est rigide et donc que les mesures de l'IMU sont corrélées avec les mesures du vent. La même hypothèse a été faite sur un projet détaillant la correction des mouvements d'une plateforme, catamaran dans ce cas-ci, sur la mesure des trois composantes du vent réel [Rongere

2 Etat de l'art

et Kobus, 2010]. Une des suggestions faites dans cet article pour corriger l'hypothèse de disposer d'une structure rigide, est d'introduire un modèle de déformation du mât dans la correction des mouvements du bateau.

Après avoir corrigé les vecteurs de vent créés par les mouvements du bateau, il faut aussi penser au positionnement du voilier. En effet, le bateau peut être gité pendant la mesure du vent et induire une erreur. Actuellement, cette perturbation est seulement corrigée sur l'angle du vent puisque l'influence de l'angle de gîte sur l'anémomètre n'est pas connue. En effet, le design des anémomètres à coupelles, fait qu'ils ne répondent pas proportionnellement au cosinus de l'angle d'attaque du vent sur ce capteur ; ces explications sont fournies dans un article [Brettle, 2001b] détaillant les différents systèmes de mesure du vent.

2.4.4 La dérive du voilier

La dérive du bateau est l'un des paramètres clés pour l'analyse des performances et pour le calcul du vent réel. La décomposition des déplacements du voilier montre qu'il ne dérive pas seulement avec le courant, mais aussi avec le vent. En effet, lorsqu'un voilier navigue il est soumis à différentes forces, notamment la force vélique. Cette dernière peut se diviser en deux composantes : la force propulsive et la force de dérive (cf. figure 2.19 , [Lafforgue, 2008]). La force propulsive fait avancer le bateau sur son axe longitudinal alors que la force de dérive fait dériver le bateau sur son axe transversal. Cela entraîne un angle de dérive qui est nommé angle de « leeway ».

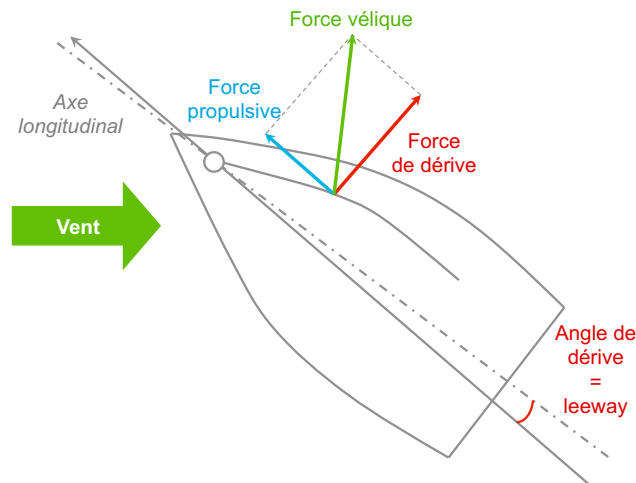


FIGURE 2.19 – Schéma de la décomposition de la force vélique

Cet angle de leeway induit une erreur dans la mesure de l'angle du vent apparent qui est ensuite répercutée sur la mesure du vent réel. En effet, l'angle de vent apparent mesuré ne prend pas en compte la dérive du voilier. Cependant pour analyser les performances de son voilier, le navigateur doit,

2.4 Perturbation de la mesure du vent

par exemple, connaître son angle de remonté au vent en tenant compte de la dérive du voilier due au vent. La figure 2.20 montre la perturbation du leeway sur le calcul du vent réel.

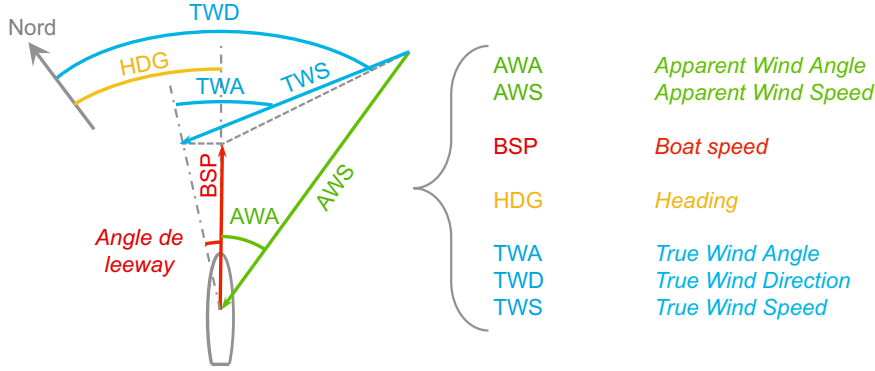


FIGURE 2.20 – Schéma de calcul du vent réel

Actuellement, pour corriger cette erreur, les centrales de navigation utilisent une formule empirique, définie en 1981 [Pedrick et McCurdy, 1981], permettant de calculer l'angle de leeway. Cette formule (équation 2.1) dépend de la vitesse du voilier (BSP), de l'angle de gîte (Heel) ainsi que d'une constante k . Cette équation ayant été définie pour un monocoque de la coupe de l'America ne peut être appliquée pour les multicoques. De plus, très peu de paramètres sont pris en compte dans cette formule. Elle décrit simplement un fait : plus le voilier gîte plus il dérive et plus il avance vite moins il dérive. D'autre part, la constante k , pouvant être ajustée entre 9 et 16 [Gentry, 1981], est configurée empiriquement en fonction du voilier et des résultats obtenus. Le manque de paramètres et la configuration empirique de cette formule sont tels que celle-ci est rarement exploitable en pratique pour le calcul du vent réel.

$$Leeway = k \times \frac{Heel}{BSP^2} \quad (2.1)$$

2.4.5 L'écoulement du vent

L'écoulement du vent autour du bateau est perturbé par les voiles ; ce phénomène est appelé « upwash ». En analysant l'écoulement du vent sur la voile, nous remarquons que lorsque les flux d'air s'écoulant du côté intrados et extrados de la voile se rejoignent sur le bord de fuite des voiles, ils créent des vortex [Gentry, 2006] comme illustré dans la figure 2.21. Lorsque le voilier navigue, la mesure du vent subie entièrement cette perturbation. Pour diminuer l'erreur liée à ce phénomène, le capteur de vent est surélevé de 1.50 m sur une perche en carbone mais cela ne suffit pas. D'après une étude

2 Etat de l'art

théorique réalisée pour un bateau de la Volvo Ocean Race, le vent devrait être mesuré plus de 16 m au-dessus de la tête de mât afin de ne plus être perturbé par l'upwash [Sergent, 2011], or une mesure du vent à cette hauteur est inconcevable en pratique.

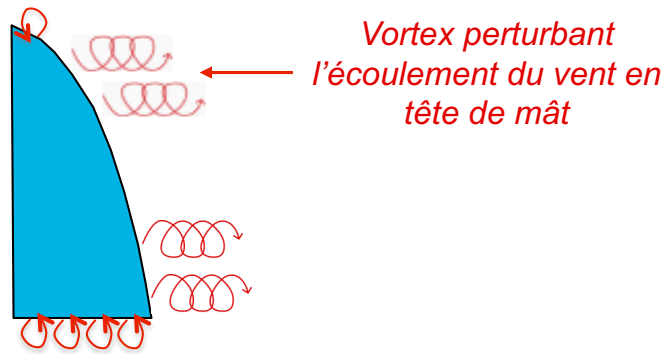


FIGURE 2.21 – Effet d'upwash

Pour corriger l'upwash, les centrales de navigation utilisent des tables de correction qui dépendent de la vitesse et de l'angle du vent réel. Des heures de navigations sont nécessaires pour configurer ces tables afin d'obtenir des corrections convenables dans toutes les conditions de navigation. Prenons l'exemple de la configuration de la table d'upwash pour la correction de l'angle du vent réel (TWA). Afin de déterminer l'erreur d'upwash, le voilier navigue en bâbord amure puis tribord amure pendant une phase où le vent est considéré constant. La direction du vent réel (TWD), calculée par la centrale de navigation, est alors comparée sur ces deux bords afin de déterminer la variation due à l'upwash. Ainsi, pour un angle et une vitesse de vent réel mesuré, nous obtenons un coefficient de la table de correction d'upwash de l'angle. Ce procédé doit ensuite être répété dans différentes conditions de vent réel afin d'obtenir le maximum de coefficients pour cette table de correction. Pour la configuration de la table d'upwash concernant la vitesse du vent réel (TWS), un procédé similaire est appliqué en comparant les variations de la vitesse du vent mesuré sous différentes allures. Ces méthodes de correction sont expliquées dans un brevet [Johnson *et al.*, 2011].

Une des pistes proposées qui n'a pas eu être suivie pendant cette thèse concernait la définition de fonctions de faisceaux de courbes obtenues à partir de logiciels de CFD (Computational Fluid Mechanics). En effet, avec ces logiciels, nous sommes capables de connaître la mesure du vent à 1.5 m au-dessus de la tête du mât dans une configuration du voilier définie pour une vitesse et un angle de vent réel. Ainsi, à partir des mesures obtenues après plusieurs simulations dans différentes conditions de vent, nous pensons pouvoir déterminer deux fonctions dépendant de la vitesse et de l'angle du vent réel, respectivement TWS et TWA, permettant de déterminer l'erreur d'upwash sur la vitesse et l'angle du vent réel. Hélas, une simulation pour

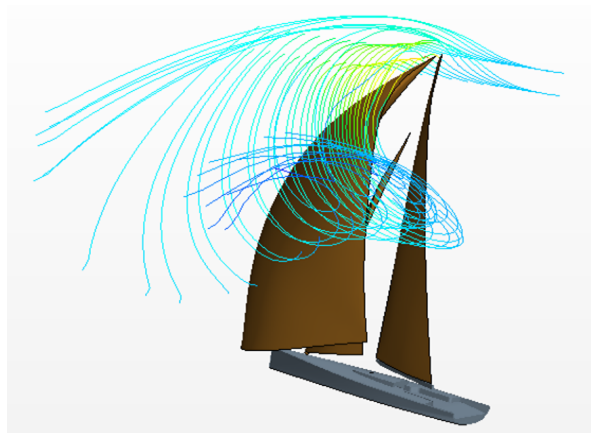


FIGURE 2.22 – Modélisation de l'écoulement du vent en tête de mât sur un logiciel de CFD

un cas donné nécessite plusieurs heures de calcul sur le logiciel de CFD (cf. figure 2.22) et un ingénieur spécialisé pour configurer les paramètres du logiciel. D'autre part, ces simulations devraient être réalisées pour chaque jeu de voiles puisque les tables d'upwash sont propres à chacun de ces jeux. Les dépenses nécessaires pour ce projet ont été jugées trop coûteuses pour que nous puissions l'envisager avec le Groupama sailing team.

2.4.6 Le cisaillement du vent

Le cisaillement du vent, appelé « wind shear », correspond à la variation de la direction et de la vitesse du vent en fonction de l'altitude. Dans le cadre de la voile, cela correspond à la variation de vent entre le pied et la tête de mât. Plusieurs causes peuvent expliquer ce phénomène [Brettle, 2001a] notamment la différence de température entre l'air et l'eau ou encore la friction du vent avec la surface de la mer qui entraîne une diminution de la vitesse

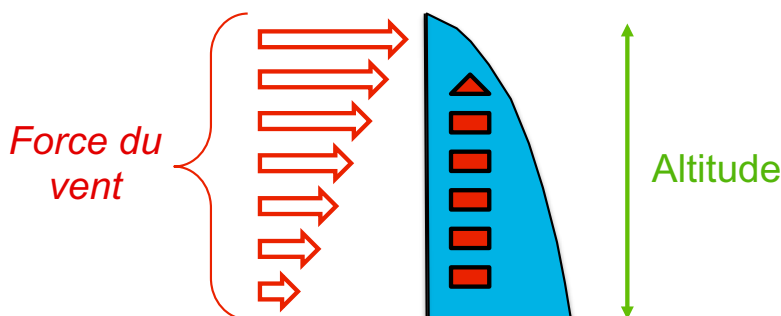


FIGURE 2.23 – Diminution de la vitesse du vent à l'approche de la surface de la mer

2 Etat de l'art

du vent (voir figure 2.23). Le wind shear n'est pas calculé par les centrales de navigation mais généralement il y a la possibilité de configurer une valeur d'offset sur l'angle et sur la vitesse du vent réel pour compenser ce phénomène. Le problème est que ces valeurs d'offset sont définies empiriquement par le navigateur.

2.4.7 Fluctuation de la masse volumique de l'air

La masse volumique de l'air ne perturbe pas la mesure du vent mais influence les performances du voilier. En effet, les navigants ont pu observer que pour une vitesse et un angle de vent réel identique, le voilier ne se comporte pas tout le temps de la même façon. Ce phénomène s'explique par la variation de la masse volumique de l'air puisque celle-ci influence la force exercée sur la voile. Comme la masse volumique de l'air dépend de plusieurs paramètres météorologiques (pression atmosphérique, température, humidité), il est possible d'observer des performances différentes du voilier avec la même vitesse et le même angle du vent réel. Pour compenser ce phénomène, il faudrait déterminer des polaires du bateau dépendante de la masse volumique de l'air ; aucune centrale de navigation ne propose de solution pour prendre en compte ce phénomène. La priorité de l'équipe et le temps imparti à la préparation de la Volvo Ocean Race n'a pas permis d'étudier cette perturbation mais cela figure au nombre des améliorations que nous pouvons apporter grâce à la plateforme ouverte proposée avec des capteurs classiques de température, d'humidité et de pression .

2.4.8 Conclusion

Les perturbations décrites dans cette partie montrent toute la complexité de la mesure du vent sur un navire : obtenir une mesure précise du vent nécessite plusieurs étapes de correction. C'est pourquoi, l'utilisation d'un système multi-capteurs est nécessaire pour fusionner les données afin de corriger la mesure du vent. Tous les capteurs sont donc centralisés autour d'une plateforme embarquée, appelée centrale de navigation, qui calibre, corrige et calcule toutes les informations requises pour l'analyse des performances. Malheureusement, malgré tous les capteurs dont nous disposons, des perturbations comme le leeway, l'upwash ou le windshear restent corrigées de manière empirique.

Un des problèmes majeurs qui se pose dans la correction de la mesure du vent est qu'aucune référence n'est disponible. Il est donc difficile de valider une correction du vent si ce n'est de se baser sur une hypothèse : la vitesse et la direction du vent réel sont considérées constantes durant une phase assez courte (2-3 mn). L'important est d'obtenir un vent le plus stable possible malgré les accélérations et décélérations du voilier.

La prochaine section détaille la chaîne de mesure du vent basée sur une centrale de navigation

2.5 Centrale de navigation

2.5.1 Introduction

La centrale de navigation est aujourd'hui un outil indispensable dans le domaine de la course au large. Une fois le bateau en mer, c'est avec cette plateforme que sont analysées les performances. Elle permet d'acquérir les données provenant de différents capteurs (analogiques ou numériques), de les traiter, de les visualiser (à l'aide d'afficheurs) et de les enregistrer pour les étudier en post-traitement.

Du fait de leurs poids et encombrement, les centrales de navigations actuelles ne sont pas destinées à la voile légère. D'autre part, leur importante consommation électrique, supérieure à 6W pour la centrale de navigation B&G seule [Seddon et Sugden, 2010a], nécessiterait des batteries imposantes afin d'avoir l'autonomie suffisante pour une session de navigation. Afin d'équiper des voiliers plus petits, d'autres alternatives voient le jour pour diminuer la consommation et l'encombrement des systèmes. C'est le cas d'un projet Européen, entre le Yacht Research Unit Kiel (YRUK) et le Mads Clausen Institute (MCI) de l'université de Danemark Sud, qui développe un système d'analyse des performances pour la voile légère [Boehm *et al.*, 2013].

L'autre limitation d'une centrale de navigation est que c'est un système fermé. Les principales configurations disponibles sont des changements sur les paramètres de calibration, par contre, il est impossible d'implanter son propre calcul de vent (e.g. centrale de navigation B&G) ou alors cela s'avère très limité en terme de calcul (e.g. centrale de navigation Cosworth). De plus, les protocoles propriétaires empêchent de s'interfacer directement avec la centrale. Par conséquent, les équipes de voile peuvent être amenées à développer leur propre centrale de navigation ; c'est le cas de la centrale « Racing Bravo » qui a été développé pendant la coupe de l'America par le défi Espagnol [Pons *et al.*, 2004]. Ainsi, l'équipe était en mesure de connecter tous les capteurs désirés puisque la conception matérielle avait été prévue pour [EUPLA, 2007] et d'implanter tous les algorithmes nécessaires pour les aider à analyser les performances. Hélas, ces centrales ne sont pas disponibles sur le marché ; elles restent généralement la propriété de l'équipe pour laquelle elles ont été conçues ou alors une version limitée de celles-ci est proposée à la vente [BravoSystems, 2013].

Dans cette partie, le fonctionnement d'une centrale de navigation est présenté : de l'acquisition à la communication en passant par la chaîne de correction de la mesure du vent. Cette étude mettra en exergue les limites des systèmes actuels.

2.5.2 Acquisition

La première fonctionnalité d'une centrale de navigation est d'acquérir les données des différents capteurs. Pour cela, elle se base soit sur une acquisition centralisée (cela oblige à ramener tous les câbles en un seul point), soit sur une acquisition distribuée autour d'un bus CAN (Controller Area Network). C'est cette deuxième architecture qui est couramment utilisée pour les centrales de navigation destinées aux voiliers de course. En effet, l'acquisition autour d'un bus CAN possède l'avantage d'alléger le système car plusieurs câbles peuvent être remplacés par un seul bus, d'être robuste aux dysfonctionnements des capteurs et de supporter un grand nombre de capteurs (jusqu'à 30 nœuds supportés dans la version « high speed »).

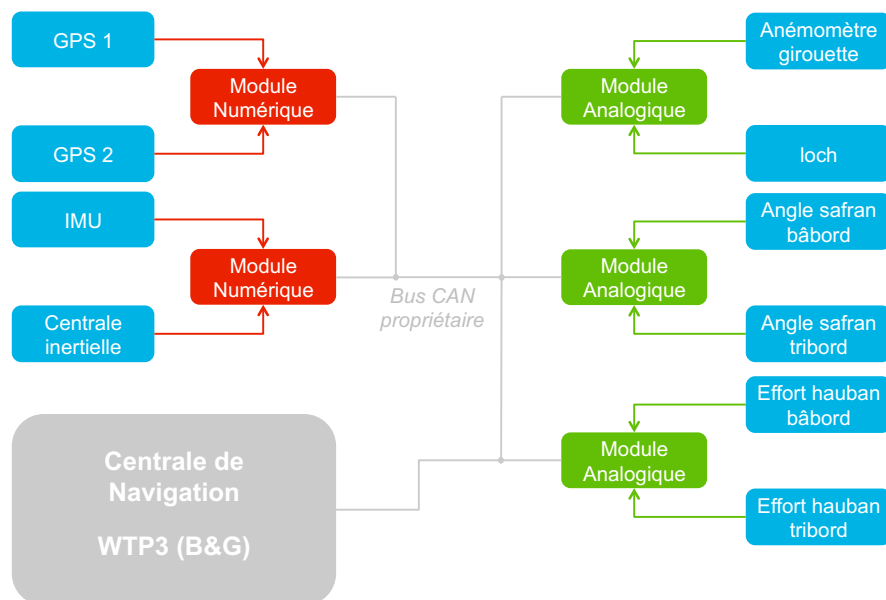


FIGURE 2.24 – Exemple d'acquisition déportée de la centrale WTP3

Actuellement, un des inconvénients du bus CAN pour les centrales de navigation est que les capteurs dédiés à la voile disposent rarement de sorties CAN. C'est pourquoi, certaines d'entre elles comme la WTP3, utilisent des modules d'acquisition permettant de convertir les sorties des capteurs vers le bus CAN (cf. figure 2.24). Hélas, dans ce cas, un protocole propriétaire est utilisé pour communiquer sur le bus CAN entre les modules d'acquisition et la centrale de navigation ; il n'y a donc plus la possibilité de connecter directement un capteur disposant d'une sortie CAN. D'autre part, le poids et l'encombrement du système sont augmentés à chaque ajout de capteurs puisque qu'un module d'acquisition est nécessaire. Un autre aspect de « verrouillage » de ces systèmes est que chaque centrale doit être associée à un aérén du même fabricant pour que le système soit fonctionnel.

Une fois l'acquisition des données réalisées, le système peut ensuite traiter les données afin de déterminer entre autres les valeurs de vent (angle et vitesse).

2.5.3 La chaîne de correction du vent

La chaîne de correction du vent représente le calcul le plus important de la centrale de navigation. Malheureusement, ce calcul n'est jamais détaillé dans les documentations constructeurs. Généralement, seul un schéma fonctionnel désigne les principales corrections de la centrale de navigation [Seddon et Sugden, 2010b]. Un des premiers apports de ma thèse a été de développer un algorithme de correction du vent similaire, dont l'objectif était de comprendre le calcul du vent implanté dans les centrales mais aussi de développer un outil permettant de recalculer le vent réel (en post-traitement) à partir des données brutes.

Notre chaîne de correction du vent (cf. figure 2.26) a été développée en se basant sur les étapes implantées dans la centrale de navigation WTP3 (cf. annexe A.a) qui sera considérée comme référence dans cette étude. Une comparaison, étape par étape entre mes résultats et ceux de la centrale, a été nécessaire afin d'identifier avec certitude les algorithmes de correction utilisés. Les équations correspondant à chaque étape de cette chaîne de correction sont détaillés en annexe A.b.

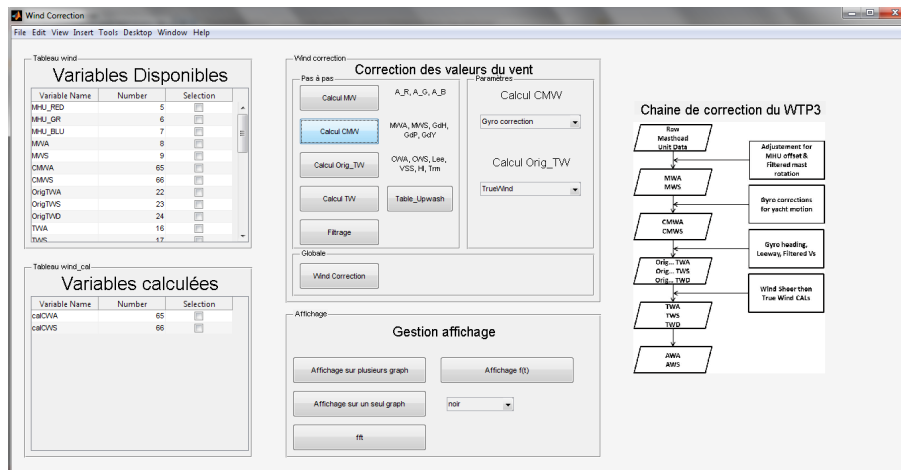


FIGURE 2.25 – Interface de l'outil développé sous Matlab

L'utilisation d'un logiciel de calcul (Matlab) s'est avérée nécessaire pour identifier la chaîne de mesure du vent. Ainsi, durant la première partie de ma thèse, j'ai développé un outil pour analyser les données du bateau en post-traitement (cf. figure 2.25) ; l'utilisation de cet outil est expliquée en annexe A.c.

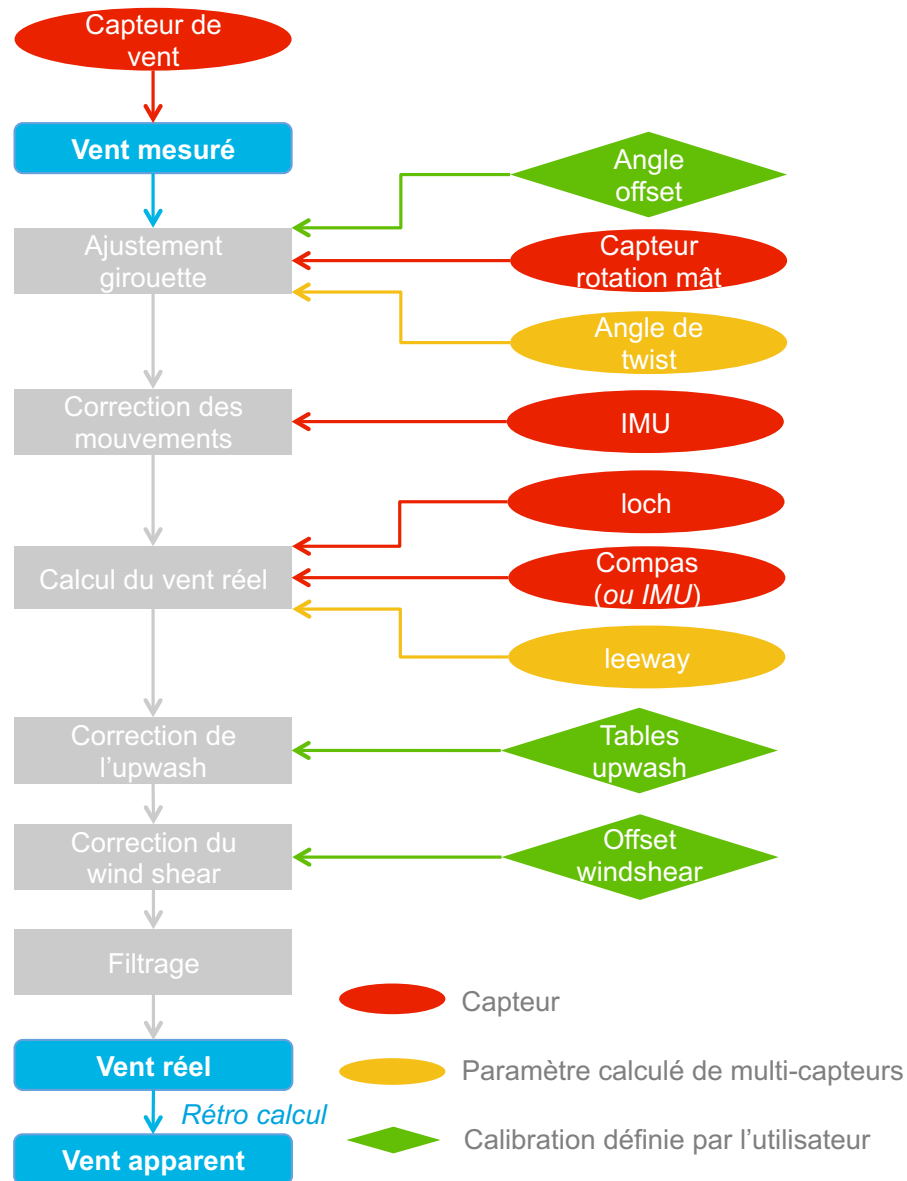


FIGURE 2.26 – Chaîne de correction du vent

Cet outil a deux objectifs : le premier est de pouvoir recalculer le vent réel à partir des données brutes des différents capteurs et le second est de pouvoir analyser toutes les données enregistrées par la centrale de navigation. En effet, une des problématiques de l'analyse des performances pendant la Volvo Ocean Race était de réussir à traiter rapidement les données à terre. Pour cela, l'utilisation d'une suite logicielle provenant de l'entreprise « KND - SailingPerformance » a été nécessaire. Cette suite logicielle, notamment

l'outil « RaceReplay » [Douillet, 2010], a permis de travailler sur les polaires du voilier et la sélection des voiles. Finalement, le programme développé sous Matlab a essentiellement été utilisé pour analyser la mesure du vent. Cela a notamment permis de comparer plusieurs corrections de vent, comme par exemple, la prise en compte des jauges de contrainte pour mesurer l'angle de twist (cf. section 2.4.2).

2.5.4 Communication

Enfin, la dernière fonction d'une centrale de navigation est de communiquer les résultats calculés à différents périphériques (cf. figure 2.27) comme par exemple, à des afficheurs, à l'ordinateur de navigation ou encore à un pilote automatique. Les afficheurs permettent aux navigateurs de visualiser en temps réel les performances du voilier afin d'optimiser les différents réglages (voiles, hauteur des dérives, assiettes du voilier...). D'autre part, une communication avec un logiciel de navigation permet une visualisation en temps réel du déplacement du bateau et des conditions météorologiques sur une carte marine. D'autres équipements peuvent aussi recevoir des informations provenant de la centrale de navigation, par exemple le pilote automatique recevra sa consigne de vent ou de cap, un AIS (Automatic Identification System) recevra les coordonnées, le cap et la vitesse du navire.

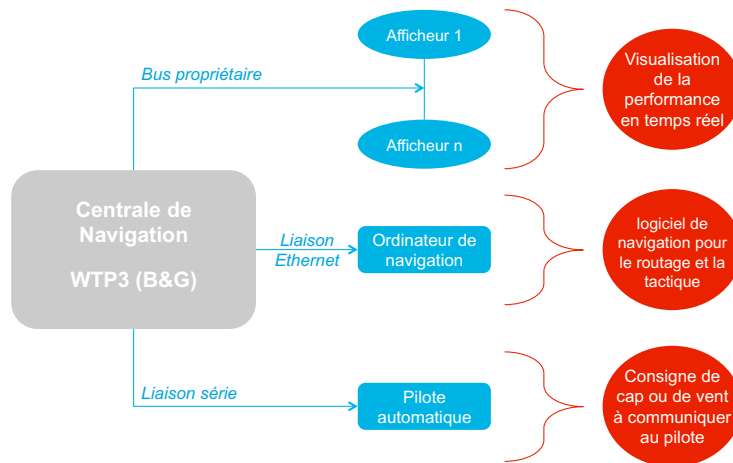


FIGURE 2.27 – Exemple de communication d'une centrale de navigation

L'aspect important de la communication d'une centrale de navigation est d'informer les navigants en temps réel des différents paramètres mesurés pour qu'ils optimisent les réglages du voilier. Les afficheurs sont donc positionnés à différents endroits sur le voilier. Afin d'améliorer l'ergonomie de ces systèmes, d'autres équipements ont vu le jour, notamment des lunettes à réalité augmentée. Durant ma thèse, en collaboration avec un autre doctorant, nous avons développé un système de communication permettant le

2 Etat de l'art

dialogue entre une centrale de navigation et des lunettes à réalité augmentée [Morgere *et al.*, 2013]; ces travaux ne seront pas présentés dans ce document.

2.5.5 Conclusion

La centrale de navigation montre donc des limites que ce soit en terme de souplesse pour connecter de nouveaux capteurs ou implanter de nouveaux algorithmes de correction du vent qu'en terme de précision puisque les valeurs de vent calculées sont entachées d'erreur (twist, leeway, windshear). Pour autant, notre chaîne de correction du vent a été déterminée en se comparant aux résultats provenant de la centrale de navigation WTP3. Aujourd'hui, une des problématiques majeures est le manque de référence de la mesure du vent pour configurer avec précision la chaîne de mesure du vent sur les centrales de navigation; cette problématique est détaillée dans la section suivante.

2.6 Conclusion

Depuis l'arrivée de l'électronique dans le domaine de la voile, la fiabilité et la précision de la mesure du vent ont toujours été des freins à l'analyse des performances. D'autant plus qu'aujourd'hui, les mesures des paramètres du voilier peuvent être analysées en temps réel pour en déduire les performances [Corbetta *et al.*, 2011] ou pour effectuer des choix stratégiques lors des régates [Ferguson et Elinas, 2011]. Cet état de l'art a permis de mettre en évidence la complexité et les verrous liés à la chaîne de mesure du vent.

La fiabilité, la précision et l'emplacement des capteurs de vent et de vitesse du bateau jouent un rôle important dans la précision de la mesure du vent. Cela a pour conséquence de fidéliser certains capteurs, comme par exemple, les anémomètre-girouettes à coupelles ou les lochs à roue à aubes. Outre ces deux capteurs, la chaîne de mesure du vent nécessite d'utiliser d'autres équipements notamment un IMU pour corriger et calculer le vent réel. Malgré cela, certaines étapes de la chaîne de correction du vent restent toujours empiriques. Dans ces travaux, nous avons choisi de cibler et d'identifier un des éléments clés de la mesure du vent et de l'analyse des performances : le leeway.

L'intérêt de travailler sur le leeway est indéniable puisque cette mesure apporte une amélioration sur l'estimation du vent réel ainsi que sur l'analyse du comportement du bateau. La compréhension du comportement du bateau par rapport au leeway a son importance afin d'améliorer les prédictions des vitesses du bateau [Helvacioğlu et Insel, 1995]. C'est en effet ces prédictions des vitesses du voilier, basée sur la prévision des efforts hydrodynamiques et aérodynamiques, qui sont au cœur de l'innovation des voiliers puisqu'elles sont utilisées dans la conception de ceux-ci [Detomi *et al.*, 2009]. De plus, la connaissance du leeway permet, dans le cas où le navire est équipé

de certains capteurs (GPS, loch et compas), l'identification conjointe du courant marin. Cette connaissance sur le courant marin s'avère essentielle pour les skippers dans leur choix tactique lors d'une course au large ou d'une régate.

Pour nos travaux sur le leeway, nous sommes repartis de la formule empirique puisque les précédentes recherches des équipes de voile sur l'identification du leeway ne sont pas publiées. Nos différentes recherches sur ce sujet nous ont amené à proposer plusieurs modèles d'identification du leeway basés sur un ensemble de filtres de Kalman. Toutes ces recherches ont nécessité la mise au point d'un outil d'analyse des données du vent sous Matlab. Les résultats de ces travaux sont présentés dans cette thèse.

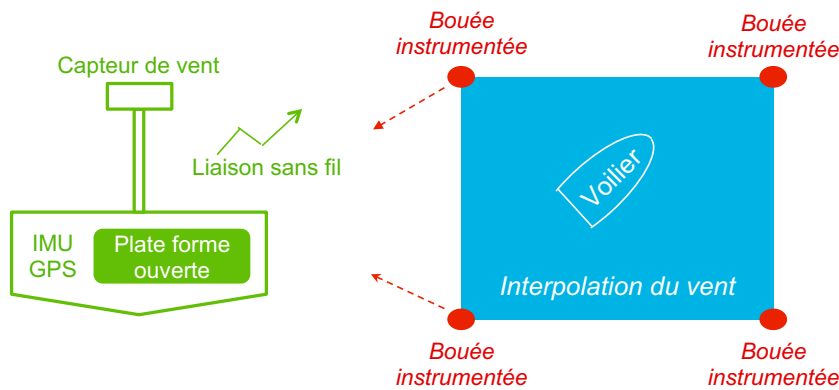


FIGURE 2.28 – Caractérisation d'un plan d'eau

Le deuxième verrou de la chaîne de mesure du vent est le manque de référence du vent. Il est vrai que celui-ci est un frein majeur dans la configuration de la chaîne de correction du vent sur les centrales de navigation. Aussi, nous avons développé un système embarqué multi-supports pouvant être intégré sur un voilier en tant que centrale de navigation ou sur une bouée instrumentée en tant que système de mesure. Même si la mesure du vent sur une bouée est perturbée par les mouvements de la plateforme, elle s'affranchit de nombreuses autres perturbations comme le twist du mât, le leeway et l'upwash. Cette référence peut donc être utilisée pour corriger certaines perturbations sur une centrale de navigation ainsi que pour servir de repère de vent pour la voile légère (cf. figure 2.28). Un projet similaire a été mené à l'Ecole Nationale de Voile et des Sports Nautiques (ENVSN) dans le but de comprendre le comportement du vent à petite échelle dans la baie de Quiberon [Barré *et al.*, 2007]. Pour cela, une campagne de trois semaines avait été menée dans la baie de Quiberon. Les données de plusieurs catamarans équipés d'un dispositif de mesure du vent [Iachkine *et al.*, 2005] et les valeurs de plusieurs sémaphores avaient été prises en compte pour leur étude. Hélas, cet outil n'est pas adapté pour analyser les performances du bateau

2 Etat de l'art

en temps réel. En effet, leur dispositif permettait seulement d'enregistrer les informations brutes des capteurs ; toutes les corrections étaient faites en post-traitement ce qui augmente grandement le temps de post analyse.

L'autre intérêt majeur de développer une plateforme ouverte est de ne plus être limité par une centrale de navigation. Ainsi, il est possible d'implanter ses propres algorithmes de correction pour le calcul du vent réel et de connecter n'importe quel capteur (numérique ou analogique) à condition de connaître son protocole. D'autre part, une réduction de la consommation du système est nécessaire pour alimenter cette plateforme avec des batteries de taille raisonnable notamment pour la voile légère.



FIGURE 2.29 – Semi-rigide et Class C instrumentés

Ce projet a eu toute son utilité pour le Groupama sailing team pendant la campagne d'entraînement du catamaran « Class C » (cf. figure 2.29). Les résultats associés au système embarqué sont présentés dans cette thèse.

ESTIMATION DE LA DÉRIVE DU VOILIER

Sommaire

3.1	Introduction	42
3.2	Approche avec la formule empirique	44
3.2.1	Introduction	44
3.2.2	Jeu de données	44
3.2.3	Filtre de Kalman	45
3.2.4	Description du modèle	48
3.2.5	Mise en œuvre du rebouclage	59
3.2.6	Résultats	60
3.2.7	Conclusion	64
3.3	Le capteur acoustique	64
3.3.1	Introduction	64
3.3.2	Fonctionnement	65
3.3.3	Conclusion	68
3.4	Approche avec le capteur acoustique	68
3.4.1	Introduction	68
3.4.2	Filtre de Kalman étendu	69
3.4.3	Filtre de Kalman inodore	71
3.4.4	Modèle 1 : filtre de Kalman avec pré-linéarisation	75
3.4.5	Modèle 2 : filtre de Kalman Etendu	78
3.4.6	Modèle 3 : filtre de Kalman Inodore	83
3.4.7	Conclusion	85
3.5	Conclusion	86

3.1 Introduction

L'analyse de la chaîne de mesure du vent a mis en exergue plusieurs défauts dans la mesure de ce paramètre, comme le calcul empirique qui permet de déterminer l'angle de leeway. Durant cette thèse nous avons choisi de travailler sur l'identification de ce dernier.

La décomposition de la force vélique en deux éléments permet de comprendre la cause du leeway (cf. figure 3.1) : une force propulsive fait avancer le voilier sur son axe longitudinal et une force de dérive le fait déraper sur son axe transversal. C'est cet angle de leeway que le navigateur cherche à connaître pour optimiser les réglages de son voilier et déterminer son angle optimal de remontée au vent.

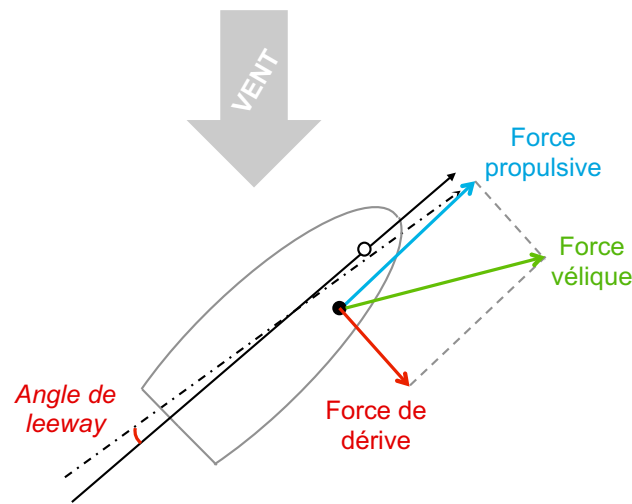


FIGURE 3.1 – Décomposition de la force vélique

La principale difficulté pour mesurer le leeway réside dans le fait qu'un voilier ne dérive pas seulement à cause du vent mais aussi à cause du courant marin. La dérive globale du voilier est donc composée du leeway et du courant comme le montre la figure 3.2. Trois déplacements du voilier se distinguent : le déplacement apparent, le déplacement surface et le déplacement fond.

La figure 3.3 détaille les paramètres des différents déplacements : la route apparente est définie par le cap du compas (HDG) et la vitesse du loch (BSP), la route surface est définie par le cap du compas (HDG), l'angle de leeway (LEE) et la vitesse sur cet axe (BSP_LEE) et la route fond est définie par le cap fond (COG) et la vitesse fond (SOG). Avec les capteurs couramment installés sur les voiliers de course (GPS, loch et compas), la dérive globale du voilier peut aisément être calculée. Par contre, il est actuellement impossible de différencier la partie liée au leeway de la partie liée au courant. Pour identifier ces paramètres, il faudrait connaître le vecteur de déplacement surface.

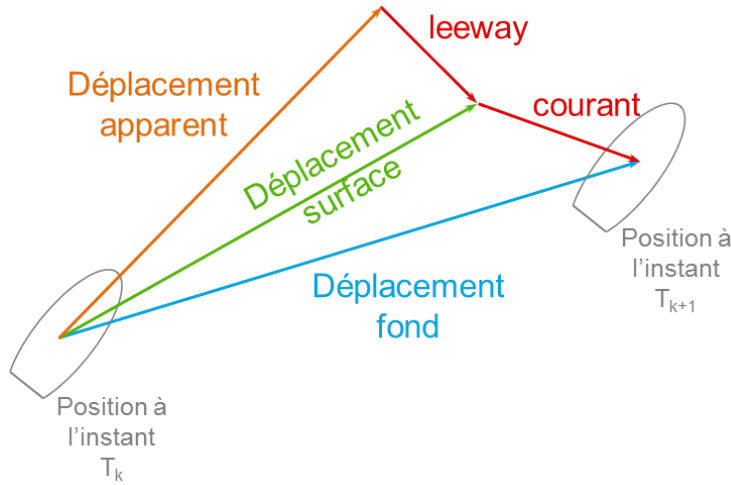


FIGURE 3.2 – Décomposition du déplacement d'un voilier

Nos premières recherches sur le leeway ont consisté à modéliser les déplacements du bateau dans un repère orthonormé : un système à 2 équations et 4 inconnus est alors obtenu (cf. annexe B.a). Afin de résoudre ce système, nous émettons l'hypothèse que le courant marin est constant pendant une période de temps définie. Ainsi, en travaillant au moins sur deux phases, le problème peut être ramené à un système à 2 équations et 2 inconnus ; les systèmes proposés sont détaillés en annexe B.a. Malheureusement, les erreurs de mesures n'étant pas prises en compte dans ces modèles, les résultats obtenus ne sont pas satisfaisants. Pour supprimer ces erreurs, l'utilisation d'un filtre de Kalman nous a paru évident puisqu'il vise à estimer de façon optimal l'état d'un système linéaire malgré l'imprécision des mesures et de la modélisation.

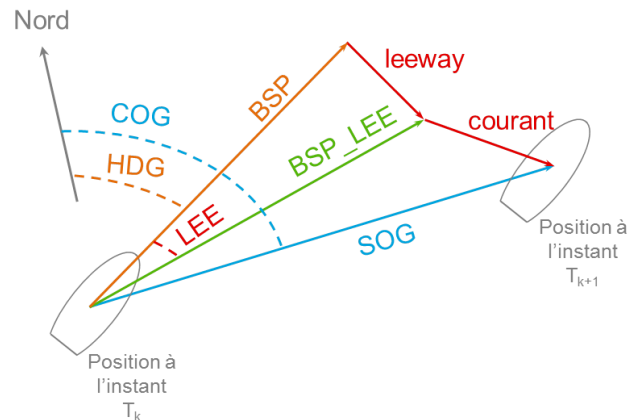


FIGURE 3.3 – Analyse des déplacements d'un voilier

3 Estimation de la dérive du voilier

Dans la première partie du chapitre, nous présentons ainsi un système d'identification du leeway et du courant basé sur un ensemble de filtres adaptatifs du type Kalman et sur la formule empirique du leeway. Ce premier modèle est testé sur un jeu de données simulées. Les résultats obtenus permettent de valider le fonctionnement de celui-ci mais démontrent également que sans connaître l'incertitude sur la formule empirique du leeway, le modèle n'est pas sûr de converger vers les valeurs de référence. Par conséquent, nous proposons d'utiliser un capteur supplémentaire capable de mesurer le leeway. Le fonctionnement et les perturbations subies par ce nouveau capteur sont décrits dans la seconde partie du chapitre. Pour limiter l'effet de celles-ci sur la mesure du capteur, nous proposons de le coupler avec différents modèles. La troisième partie présente ainsi les modèles proposées et leurs résultats associés. Enfin, nous concluons ce chapitre sur la pertinence de ces travaux.

3.2 Approche avec la formule empirique

3.2.1 Introduction

Cette première approche a permis de tester notre modèle d'estimation du leeway et du courant sur un jeu de données simulées. L'objectif étant de valider la modélisation des déplacements du voilier et d'analyser son comportement par rapport à l'erreur présente sur la formule empirique du leeway.

Dans un premier temps, la méthode de simulation du jeu de données est présentée puis, après une introduction du filtre de Kalman, l'ensemble du modèle d'estimation du leeway et du courant est décrit ; les résultats associés y sont présentés. Enfin, nous concluons sur les limites de ce modèle et les perspectives à aborder.

3.2.2 Jeu de données

L'intérêt de développer un simulateur sous Matlab est d'obtenir un jeu de données crédibles contenant des mesures bruitées correspondant aux mesures réelles disponibles à bord d'un voilier ainsi que des mesures non bruitées utilisées comme référence. Aussi, nous admettons l'hypothèse que les mesures des capteurs sont bruitées par des bruits blancs gaussiens ; c'est aussi une des conditions d'application du filtre de Kalman. Dans ce cas, pour que nos données soient réalistes, un bruit blanc gaussien est ajouté sur chaque mesure afin de représenter l'erreur des capteurs. Le diagramme du simulateur est visible sur la figure 3.4.

Pour configurer ce jeu de données l'utilisateur fixe plusieurs paramètres pendant une période prédéterminée ainsi que la position de départ du bateau ; la liste des paramètres à configurer est présentée dans le tableau 3.1.

3.2 Approche avec la formule empirique

<i>BSP</i>	vitesse apparente	<i>K</i>	Coefficient de la formule empirique
<i>HDG</i>	Cap	<i>CurR</i>	Vitesse du courant (<i>Current Rate</i>)
<i>Heel</i>	Angle de gîte	<i>CurD</i>	Direction du courant (<i>Current Direction</i>)

TABLE 3.1 – Paramètres du simulateur de jeux de données

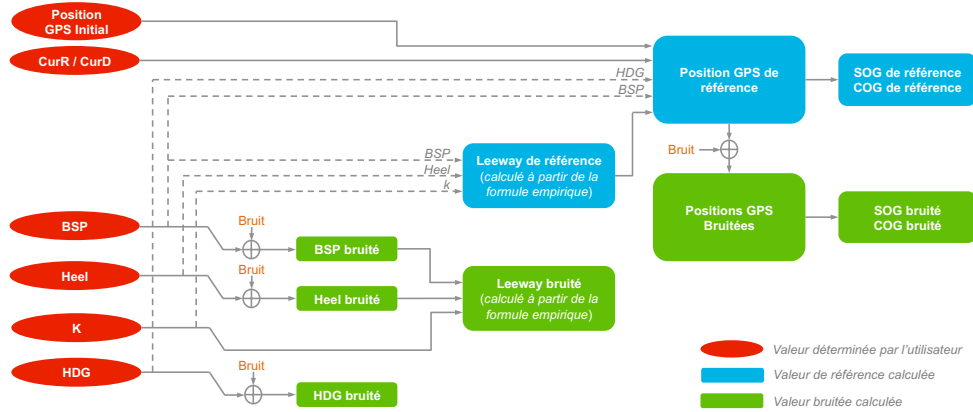


FIGURE 3.4 – Diagramme de production des jeux de données

Le simulateur est ensuite chargé de calculer les mesures découlant de ces paramètres afin d'obtenir pour chaque donnée ses valeurs : bruitées et non bruitées. Son fonctionnement est décrit en plusieurs étapes.

1. Calcul du leeway à partir de la formule empirique incluant les paramètres non bruités *BSP*, *Heel*, *k*.
2. Calcul des mesures GPS (position, vitesse et cap fond) avec les paramètres non bruités *CurR*, *CurD*, *BSP*, *HDG*, *Leeway*.
3. Ajout d'un bruit blanc gaussien sur les positions GPS et sur les paramètres *BSP*, *Heel*, *HDG*.
4. Calcul du leeway bruité à partir de la formule empirique incluant les paramètres bruités *BSP bruité*, *Heel bruité*, *HDG bruité*.
5. Calcul du *SOG* et *COG* bruités à partir des positions GPS bruitées.

Afin d'exploiter aisément ce jeu de données, toutes les informations paramétrées et calculées dans ce simulateur sont enregistrées dans un fichier au format « csv ». Avant de décrire le modèle utilisé pour identifier le leeway et le courant sur ce jeu de données, une introduction du filtre de Kalman est faite pour rappeler les intérêts et les principes de ce filtre.

3.2.3 Filtre de Kalman

Le filtre de Kalman [Kalman, 1960] est un ensemble d'équations mathématiques récursifs qui vise à estimer de façon optimale l'état d'un système

3 Estimation de la dérive du voilier

en minimisant l'erreur quadratique moyenne [Welch et Bishop, 2006]. Dans le cas d'un modèle linéaire, ce filtre est capable d'estimer l'information utile provenant d'un ou plusieurs capteurs dont les mesures sont altérées par un bruit blanc gaussien. Comme nous travaillons avec des données échantillonnées, l'approche discrète du filtre de Kalman est présentée.

Pour appliquer le filtre de Kalman, nous considérons un processus linéaire caractérisé par deux équations : l'équation d'état et l'équation de mesure (cf. équation 3.1). L'équation d'état décrit l'évolution du système dans le temps et l'équation de mesure lie les mesures aux variables à estimer.

$$\begin{cases} x_k = Fx_{k-1} + Gu_{k-1} + w_{k-1} & \text{équation d'état du système} \\ y_k = Hx_k + v_k & \text{équation de mesure} \end{cases} \quad (3.1)$$

- x_k est le vecteur d'état du système
- y_k est le vecteur de mesure
- u_k est l'entrée de commande du système
- F, G, H sont des matrices déterministes et stationnaires
- w_k est un bruit blanc indépendant de covariance Q
- v_k est un bruit blanc indépendant de covariance R

Les variables aléatoires w_k et v_k représentent respectivement, le bruit du modèle et le bruit de mesure ; elles sont supposées être indépendantes l'une de l'autre et avoir une distribution de probabilité normale (cf. équation 3.2 et 3.3).

$$p(w) \sim N(0, Q) \quad (3.2)$$

$$p(v) \sim N(0, R) \quad (3.3)$$

L'objectif de ce filtre est d'obtenir une estimation de \hat{x} la plus proche possible de la vraie valeur de x . Pour cela, l'écart quadratique moyen entre l'estimation et la vraie valeur doit être minimisé, ce qui revient à minimiser la variance de l'erreur d'estimation. Pour cela, le filtre de Kalman fonctionne en deux étapes : la prédiction et la correction (cf. figure 3.5). Celles-ci sont liées entre elles par le calcul de P , correspondant à la matrice de covariance de l'erreur d'estimation.

Prédiction

Cette étape prédit l'estimation *a priori* du vecteur d'état (cf. équation 3.4) et la covariance de l'erreur d'estimation (cf. équation 3.5) du système à l'instant $k + 1$ à partir de l'état du système à l'instant k .

$$\text{Estimation } a \text{ priori} \quad \hat{x}_{k+1|k} = F\hat{x}_{k|k} + Gu_{k|k} \quad (3.4)$$

$$\text{Cov. de l'erreur d'estimation} \quad P_{k+1|k} = FP_{k|k}F^T + Q \quad (3.5)$$

3.2 Approche avec la formule empirique

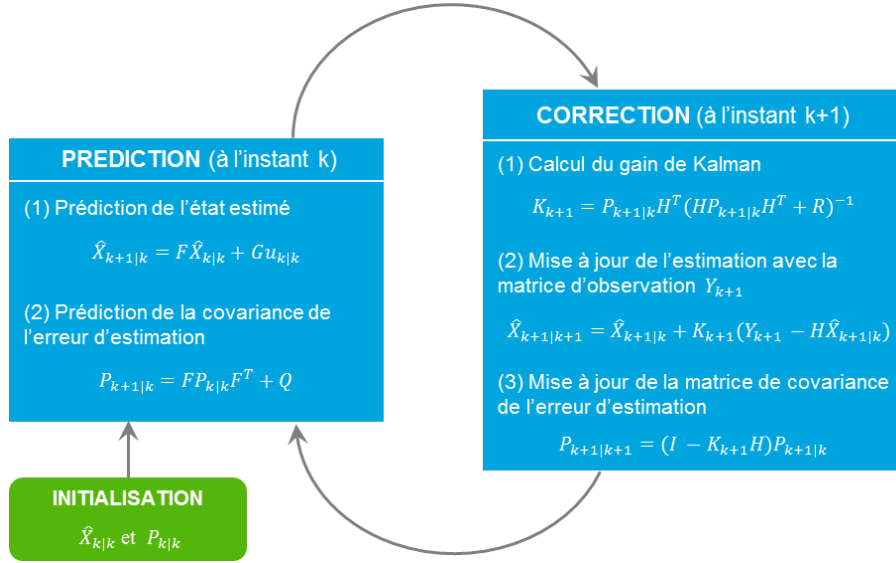


FIGURE 3.5 – Algorithme du filtre de Kalman

Correction

L'étape de correction calcule, à partir de la prédiction de l'erreur d'estimation ($P_{k+1|k}$), le gain de Kalman (cf. équation 3.6) permettant de minimiser la covariance de l'erreur d'estimation. Ensuite, la mise à jour de l'estimation du vecteur d'état (cf. équation 3.7) et de la covariance de l'erreur (cf. équation 3.8) est effectuée avec le gain calculé. Le gain K permet ainsi d'établir un lien entre la prédiction et les mesures ; il accorde plus ou moins d'importance à l'innovation ($y_k - H\hat{x}_{k+1|k}$) qui correspond à l'erreur entre les mesures observées et les mesures prédites.

$$\text{Gain} \quad K_{k+1} = P_{k+1|k}H^T(HP_{k+1|k}H^T + R)^{-1} \quad (3.6)$$

$$\text{Estimation} \quad \hat{x}_{k+1|k+1} = \hat{x}_{k+1|k} + K_{k+1}(y_k - H\hat{x}_{k+1|k}) \quad (3.7)$$

$$\text{Cov. Err. Est.} \quad P_{k+1|k+1} = P_{k+1|k} - K_{k+1}HP_{k+1|k} \quad (3.8)$$

Après ces deux étapes, l'estimation optimale du système est obtenue, à condition que le système évolue linéairement et que les bruits de mesure et de modèle soient des bruits blancs Gaussiens. La configuration de ces bruits, qui sont les paramètres de réglage du filtre, est importante puisque ces paramètres influencent fortement le calcul du gain ; ce sont eux qui permettent d'accorder plus ou moins de confiance aux prédictions, ou aux mesures. La matrice du bruit de mesure R représente l'erreur sur les mesures provenant des capteurs et la matrice du bruit de modèle Q définit l'erreur de modélisation.

Le filtre de Kalman, bien qu'optimal pour les systèmes linéaires, pose certains problèmes pour son application aux systèmes réels puisque ceux-ci

3 Estimation de la dérive du voilier

n'évoluent pas toujours linéairement. Dans notre système de modélisation du leeway et du courant une étape de « pré-linéarisation » a été nécessaire pour mettre en œuvre le filtre de Kalman ; cette étape sera développée en amont dans le document.

3.2.4 Description du modèle

3.2.4.1 Modèle Global

L'ensemble du système d'estimation du leeway et du courant s'appuie sur deux filtres de Kalman ; le premier filtre permet d'estimer le vecteur courant (Vx_{cur}, Vy_{cur}) dans un repère cartésien et le second estime le vecteur leeway (Vx_{lee}, Vy_{lee}) dans ce même repère. L'hypothèse faite sur ce système est de considérer le courant constant pendant une certaine période de temps.

Pour notre cas d'étude, nous nous basons sur une fréquence d'échantillonnage de 10 Hz car c'est la fréquence maximale utilisée dans les centrales de navigation ; celle-ci est jugée suffisante pour calculer correctement le vent et le déplacement du bateau. Les résultats, détaillés plus loin, sont obtenus à partir de 400 points échantillonnés ce qui représente une période de 40 s. En admettant une vitesse du voilier maximale de 40 nœuds, celui-ci parcourra 0.44 mille nautique soit l'équivalent d'environ 815 m sur une période de 40 s. Nous considérons ainsi que la mer est uniforme sur une distance maximale de 815 m, ce qui est vraisemblable par rapport à la réalité.

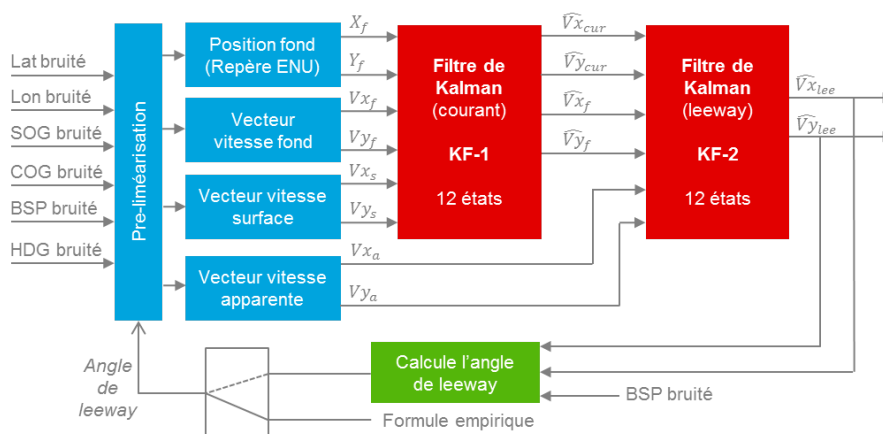


FIGURE 3.6 – Système d'estimation leeway/courant

La première étape de notre modèle est d'initialiser le courant à partir de la formule empirique du leeway. Nous émettons ainsi l'hypothèse que l'estimation du vecteur de courant faite après l'initialisation, sera assez proche de la valeur du courant de référence. Ensuite, cette estimation sera prise en compte dans le second filtre afin de calculer le vecteur du leeway. Enfin, après une étape de transformation permettant d'obtenir l'angle du leeway à partir

3.2 Approche avec la formule empirique

du vecteur, nous pourrions reboucler le système sur lui-même afin d'affiner l'estimation du leeway ; le schéma général de ce système est visible sur la figure 3.6.

L'intérêt de séparer le système en deux filtres est aussi de réduire la complexité de celui-ci. En effet, des travaux [Bijker et Steyn, 2008] montrent l'utilité de décomposer un filtre de Kalman en deux filtres de tailles inférieures de manière à diminuer le nombre d'opérations en virgule flottante. En s'appuyant sur ces travaux pour connaître le nombre d'opérations estimées pour une multiplication et une inversion de matrice (cf. tableau 3.2), nous avons déduit le nombre d'opérations nécessaires pour notre système sur deux filtres et son équivalent regroupé en un seul filtre. Chaque opération représente une addition, une soustraction, une multiplication ou une division entre deux nombres à virgule flottante. D'autre part, la méthode utilisée pour multiplier deux matrices est une méthode dite classique (sans algorithme d'optimisation) et l'inversion de matrice se base sur la décomposition LU (décomposition d'une matrice en produit de matrices triangulaires, inférieures et supérieures).

Type	Taille	Nb. opérations
Multiplication de matrices	$(n \times m)(m \times p)$	$2nmp$
Inversion d'une matrice	$(m \times m)^{-1}$	$2m^3 + 3m^2 + 6m - 1$

TABLE 3.2 – Nombre d'opérations pour le calcul sur matrices

À partir des estimations des calculs sur matrice, le nombre d'opérations nécessaires à un filtre de Kalman en fonction de la taille de son vecteur d'état n et de la taille de son vecteur de mesure m a été déterminé (cf. tableau 3.3). Le vecteur de consigne u_k n'est pas pris en compte dans les estimations du nombre d'opérations puisque notre système n'emploie pas d'entrées de consigne.

Equations	Nb. opérations
3.4	$2n^2$
3.5	$4n^3 + n^2$
3.6	$2m^3 + 4m^2 + 4mn^2 + 4nm^2 + 6m - 1$
3.7	$4mn + m + n$
3.8	$2n^3 + 2pn^2 + n^2$

TABLE 3.3 – Nombre d'opérations pour les équations du filtre de Kalman

En se basant sur cette étude, la comparaison entre le modèle d'estimation du leeway/courant à deux filtres et son équivalent à un seul filtre a été effectuée (cf. tableau 3.4). Les résultats montrent l'intérêt de la décompo-

3 Estimation de la dérive du voilier

sition en plusieurs filtres de tailles inférieures pour minimiser le nombre de calculs. Dans notre cas, le regroupement de notre modèle entraînerait l'ajout de deux paramètres dans le vecteur de mesure et de huit paramètres dans le vecteur d'état. En effet, pour regrouper le système, les vecteurs de vitesse apparente seraient ajoutés en entrée de KF-1 (vecteur de mesure) et les vecteurs vitesses et accélérations pour le déplacement apparent et pour le leeway seraient ajoutés en sortie (vecteur d'état).

Modèle	Nb. Etats	Nb. Mes.	Nb. Op.	FLOPS
Système décomposé	12	6	18773×2	375460
Système global	20	8	75915	759150

TABLE 3.4 – Comparaison du nombre d'opérations

Afin d'obtenir une comparaison significative pour notre cas d'étude, le nombre d'opérations en virgule flottante par seconde (FLOPS : FLoating point Operations Per Second) a été calculé pour une fréquence de 10 Hz ; c'est la fréquence de fonctionnement classiquement utilisée par les centrales de navigation [Seddon et Sugden, 2010b]. Le sous-coût d'environ -50% du nombre de FLOPS pour le système décomposé par rapport au système global nous a conforté dans le choix de décomposer le modèle en deux filtres. Cette diminution du besoin du nombre de ressources de calcul permettra de réduire la consommation du système embarqué utilisé.

Avant de détailler ces deux filtres, nous allons dans un premier temps expliquer la phase de « pré-linéarisation » (cf. figure 3.6).

3.2.4.2 Pré-linéarisation

L'étape de « pré-linéarisation » est essentielle pour appliquer le filtre de Kalman puisque celui-ci ne peut que décrire l'évolution d'un système linéaire. La matrice de transition F de l'équation d'état et la matrice de transition H de l'équation d'observation doivent donc être constantes.

Les limites du filtre de Kalman nous ont donc incité à décrire l'évolution des déplacements du bateau et de ces perturbations (leeway et courant) dans un plan cartésien afin de disposer de relations linéaires. Cette étape désignée « pré-linéarisation » correspond en réalité à une transformation permettant d'exprimer toutes les mesures dont nous disposons dans un même repère ; ces mesures sont ainsi exprimées dans un repère ENU (East North Up) dans lequel l'axe du « Up » est inutile pour le problème posé.

Les coordonnées GPS de latitude et de longitude, référées dans le système géodésique WGS84, sont dans un premier temps transformées dans le système de coordonnées cartésiennes ECEF (Earth-Centered, Earth-Fixed) avant d'être définies dans le plan local ENU dont le plan x,y est tangent à

3.2 Approche avec la formule empirique

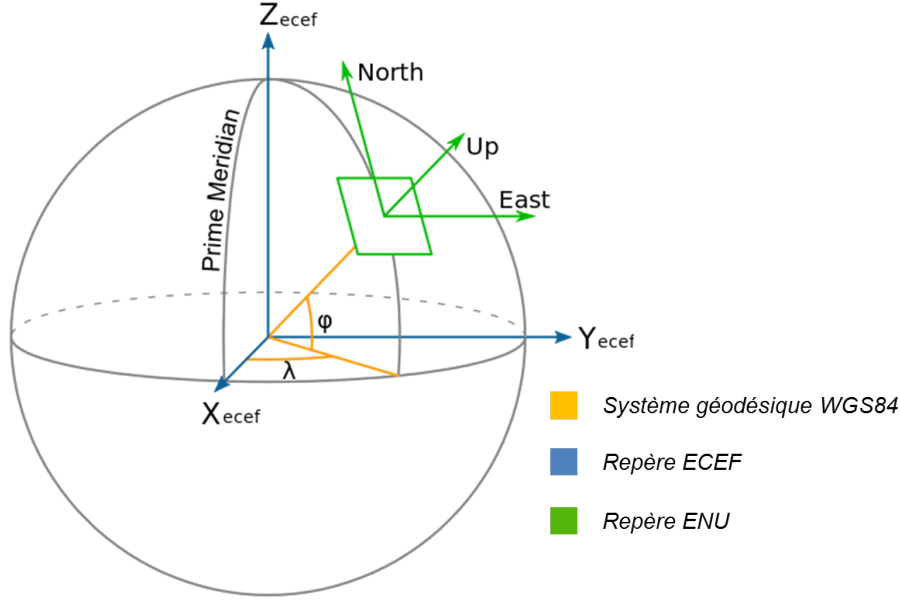


FIGURE 3.7 – Les différents systèmes de coordonnées

l'ellipsoïde de la Terre (cf. figure 3.7) ; le code Matlab de cette transformation est fournie en annexe B.b.

Les autres fonctions de la pré-linéarisation consistent à transformer les données de vitesse et de cap dans le repère ENU avec l'axe x représentant l'est et l'axe y représentant le nord. Il est nécessaire pour que le système fonctionne que le cap surface (COG) et le cap apparent (HDG) soient référencés par rapport au nord géographique et non au nord magnétique. La déclinaison magnétique doit donc être prise en compte sur la mesure du compas ou d'une IMU afin de référer le cap par rapport au nord géographique. D'autre part, les vitesses doivent être exprimées en m/s afin de garder une cohérence avec la transformation des coordonnées GPS dans le plan ENU.

Les équations ci-après représentent respectivement la vitesse fond (cf. équation 3.9), la vitesse surface (cf. équation 3.10) et la vitesse apparente (cf. équation 3.11).

$$\vec{V}_{fond} = \begin{pmatrix} Vx_f \\ Vy_f \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} SOG \times \sin(COG) \\ SOG \times \cos(COG) \end{pmatrix} \quad (3.9)$$

$$\vec{V}_{sur.} = \begin{pmatrix} Vx_s \\ Vy_s \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{BSP}{\cos(LEE)} \times \sin(HDG + LEE) \\ \frac{BSP}{\cos(LEE)} \times \cos(HDG + LEE) \end{pmatrix} \quad (3.10)$$

$$\vec{V}_{app.} = \begin{pmatrix} Vx_a \\ Vy_a \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} BSP \times \sin(HDG) \\ BSP \times \cos(HDG) \end{pmatrix} \quad (3.11)$$

Ces données sont ensuite utilisées en tant que mesures dans les filtres de Kalman détaillés dans les sections suivantes.

3 Estimation de la dérive du voilier

3.2.4.3 KF-1 : estimation du courant

Le modèle KF-1 permet de prédire le déplacement fond (position, vitesse et accélération), le déplacement surface (vitesse et accélération) ainsi que le courant (vitesse). L'objectif de ce filtre est de minimiser l'erreur liant le déplacement fond et surface au courant (cf. equation 3.12).

$$\varepsilon = \vec{V}_{fond} - (\vec{V}_{surface} + \vec{V}_{courant}) \quad (3.12)$$

Afin de mettre à jour les prédictions du filtre, les mesures du GPS, du compas, du loch ainsi que le calcul de la formule empirique du leeway sont utilisées à travers l'étape de pré-linéarisation. Les paramètres du vecteur de mesure et du vecteur d'état sont illustrés sur la figure 3.8.

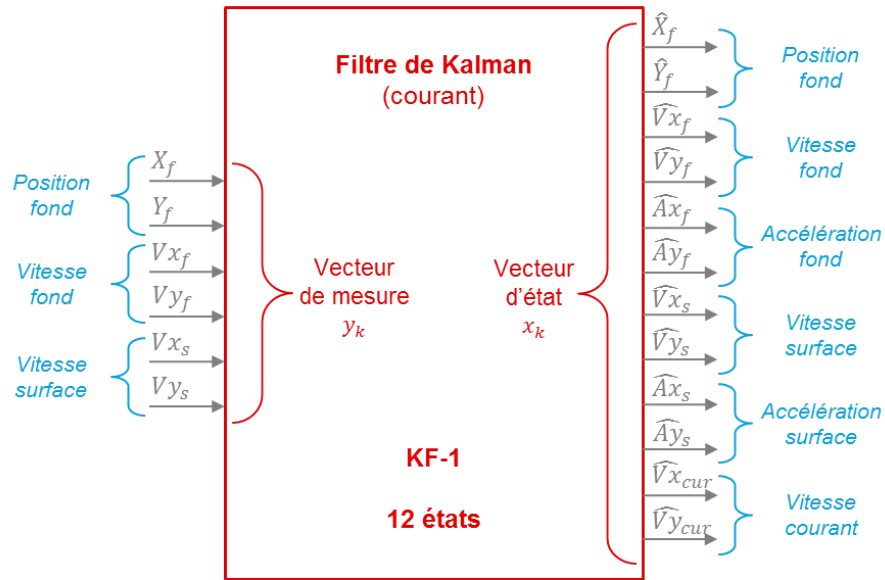


FIGURE 3.8 – Filtre de Kalman KF-1

Pour prédire les différents états du système, nous posons l'hypothèse que l'accélération surface (cf. équation 3.17) et l'accélération fond (cf. équation 3.15) sont constantes sur la période d'échantillonnage t_e . D'autre part, notre modèle repose sur une seconde hypothèse : le courant est constant, sa prédiction est donc égale à elle même (cf. équation 3.18). Les relations entre le vecteur d'état à l'instant $(k + 1)$ et à l'instant (k) s'expriment ainsi par les équations suivantes.

$$\begin{pmatrix} \hat{X}_{f_{k+1}} = \hat{X}_{f_k} + \hat{V}x_{f_k} \times t_e + \hat{A}x_{f_k} \times t_e^2 \\ \hat{Y}_{f_{k+1}} = \hat{Y}_{f_k} + \hat{V}y_{f_k} \times t_e + \hat{A}y_{f_k} \times t_e^2 \end{pmatrix} \quad \text{Position fond} \quad (3.13)$$

$$\begin{pmatrix} \hat{V}x_{f_{k+1}} = \hat{V}x_{f_k} + \hat{A}x_{f_k} \times t_e \\ \hat{V}y_{f_{k+1}} = \hat{V}y_{f_k} + \hat{A}y_{f_k} \times t_e \end{pmatrix} \quad \text{Vitesse fond} \quad (3.14)$$

3.2 Approche avec la formule empirique

$$\begin{pmatrix} \hat{A}x_{f_{k+1}} = \hat{A}x_{f_k} \\ \hat{A}y_{f_{k+1}} = \hat{A}y_{f_k} \end{pmatrix} \quad \text{Accélération fond} \quad (3.15)$$

$$\begin{pmatrix} \hat{V}x_{s_{k+1}} = \hat{V}x_{s_k} + \hat{A}x_{s_k} \times t_e \\ \hat{V}y_{s_{k+1}} = \hat{V}y_{s_k} + \hat{A}y_{s_k} \times t_e \end{pmatrix} \quad \text{Vitesse surface} \quad (3.16)$$

$$\begin{pmatrix} \hat{A}x_{s_{k+1}} = \hat{A}x_{s_k} \\ \hat{A}y_{s_{k+1}} = \hat{A}y_{s_k} \end{pmatrix} \quad \text{Accélération surface} \quad (3.17)$$

$$\begin{pmatrix} \hat{V}x_{cur_{k+1}} = \hat{V}x_{cur_k} \\ \hat{V}y_{cur_{k+1}} = \hat{V}y_{cur_k} \end{pmatrix} \quad \text{Vitesse du courant} \quad (3.18)$$

L'hypothèse de considérer les accélérations (fonds et surfaces) constantes pendant la période d'échantillonnage t_e engendre une erreur dans la modélisation de notre système ; cette erreur doit être prise en compte dans la matrice de covariance du bruit d'état Q . Afin de configurer correctement cette matrice, une pré-analyse des variations de l'accélération sur les données à étudier est nécessaire. En émettant l'hypothèse que les variations des accélérations suivent une loi normale et que la variation maximale représente la limite des 99%, l'écart-type sur l'accélération ainsi que sa variance peuvent être déterminés. Après l'analyse des déplacements fonds et surfaces, nous avons déterminé les variations maximales sur le déplacement fond ($Var_{fx_{max}}$ et $Var_{fy_{max}}$) et sur le déplacement surface ($Var_{sx_{max}}$ et $Var_{sy_{max}}$). Les erreurs déterminées sur l'accélération fond (cf. équation 3.19) et surface (cf. équation 3.22) sont ensuite propagées à travers la période d'échantillonnage t_e sur la vitesse fond (cf. équation 3.20) et surface (cf. équation 3.23) ainsi que sur la position fond (cf. équation 3.21).

$$\begin{aligned} \text{Incertitude accélération fond} \quad \varepsilon_{Ax_f} &= \frac{Var_{fx_{max}}}{3} \\ \varepsilon_{Ay_f} &= \frac{Var_{fy_{max}}}{3} \end{aligned} \quad (3.19)$$

$$\begin{aligned} \text{Incertitude vitesse fond} \quad \varepsilon_{Vx_f} &= \varepsilon_{Ax_f} \times t_e \\ \varepsilon_{Vy_f} &= \varepsilon_{Ay_f} \times t_e \end{aligned} \quad (3.20)$$

$$\begin{aligned} \text{Incertitude position fond} \quad \varepsilon_{X_f} &= \varepsilon_{Vx_f} \times t_e^2 \\ \varepsilon_{Y_f} &= \varepsilon_{Vy_f} \times t_e^2 \end{aligned} \quad (3.21)$$

$$\begin{aligned} \text{Incertitude accélération surface} \quad \varepsilon_{Ax_s} &= \frac{Var_{sx_{max}}}{3} \\ \varepsilon_{Ay_s} &= \frac{Var_{sy_{max}}}{3} \end{aligned} \quad (3.22)$$

$$\begin{aligned} \text{Incertitude vitesse surface} \quad \varepsilon_{Vx_s} &= \varepsilon_{Ax_s} \times t_e \\ \varepsilon_{Vy_s} &= \varepsilon_{Ay_s} \times t_e \end{aligned} \quad (3.23)$$

3 Estimation de la dérive du voilier

Les derniers paramètres à configurer pour la matrice de covariance du bruit d'état représentent l'erreur de modélisation sur le courant. Le courant étant considéré comme constant, les erreurs $\varepsilon_{Vx_{cur}}$ et $\varepsilon_{Vy_{cur}}$ doivent être les plus faibles possibles. Dans notre cas, nous considérons une erreur de 0.001 m/s sur le courant.

Ces premières relations permettent ainsi de configurer la matrice de transition de l'équation d'état F (cf. équation 3.24) et la matrice de covariance du bruit d'état Q (cf. équation 3.25).

$$F = \begin{bmatrix} 1 & 0 & t_e & 0 & t_e^2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & t_e & 0 & t_e^2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & t_e & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & t_e & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & t_e & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & t_e & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.24)$$

$$Q = \begin{bmatrix} \varepsilon_{X_f}^2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \varepsilon_{Y_f}^2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \varepsilon_{Vx_f}^2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \varepsilon_{Vy_f}^2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \varepsilon_{Ax_f}^2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \varepsilon_{Ay_f}^2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \varepsilon_{Vx_s}^2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \varepsilon_{Vy_s}^2 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \varepsilon_{Ax_s}^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \varepsilon_{Ay_s}^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \varepsilon_{Vx_{cur}}^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \varepsilon_{Vy_{cur}}^2 \end{bmatrix} \quad (3.25)$$

La deuxième étape du filtre, la correction, nécessite de lier le vecteur d'état au vecteur de mesure (cf. équation 3.1). Les relations entre le déplacement fond, le déplacement surface et le courant marin sont exprimées par les équations suivantes.

$$\begin{aligned} X_f &= \hat{X}_f \\ Y_f &= \hat{Y}_f \end{aligned} \quad \text{Mesure position fond} \quad (3.26)$$

$$\begin{aligned} Vx_f &= \hat{V}x_s + \hat{V}x_{cur} \\ Vy_f &= \hat{V}y_s + \hat{V}y_{cur} \end{aligned} \quad \text{Mesure vitesse fond} \quad (3.27)$$

$$\begin{aligned} Vx_s &= \hat{V}x_f - \hat{V}x_{cur} \\ Vy_s &= \hat{V}y_f - \hat{V}y_{cur} \end{aligned} \quad \text{Mesure vitesse surface} \quad (3.28)$$

3.2 Approche avec la formule empirique

À partir de ces relations, la matrice de transition H de l'équation d'observation est déterminée (cf. équation 3.29).

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & -1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & -1 \end{bmatrix} \quad (3.29)$$

Enfin, la dernière étape pour configurer le filtre de Kalman KF-1 est de déterminer la matrice de covariance R du bruit de mesure ; celle-ci est établie à partir des statistiques des bruits de mesures définis dans le simulateur (cf. section 3.2.7). Cependant l'application du filtre de Kalman nécessite une étape de pré-linéarisation pour mettre en forme ces mesures, ce qui implique de calculer l'incertitude des mesures propagée à travers cette étape ; le calcul des bruits de mesure permettant de définir la matrice R (cf. équation 3.30) est défini en annexe B.c. D'autre part, toutes les matrices utilisées dans ce filtre de Kalman sont détaillées en annexe B.d.

$$R = \begin{bmatrix} \sigma_{X_f}^2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{Y_f}^2 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{V_{x_f}}^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \sigma_{V_{y_f}}^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma_{V_{x_s}}^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma_{V_{y_s}}^2 \end{bmatrix} \quad (3.30)$$

Les estimations du courant obtenues en sortie du filtre KF-1 sont ensuite utilisées dans le second filtre pour estimer le leeway.

3.2.4.4 KF-2 : estimation du leeway

Le modèle KF-2 permet de prédire les vitesses et les accélérations concernant le déplacement fond, le déplacement apparent et le leeway. L'objectif de ce filtre est de minimiser l'erreur entre la vitesse fond \vec{V}_{fond} et l'estimation de la vitesse fond comme étant la somme de la vitesse apparente $\vec{V}_{apparent}$, de la vitesse du leeway \vec{V}_{leeway} et de la vitesse du courant $\vec{V}_{courant}$ (cf. équation 3.31). Les prédictions du filtre sont ensuite mises à jour avec les paramètres du vecteur de mesure ; la vitesse du courant, la vitesse fond et la vitesse apparente. Les vecteurs d'état et de mesure sont illustrés sur la figure 3.9.

$$\varepsilon = \vec{V}_{fond} - (\vec{V}_{apparent} + \vec{V}_{leeway} + \vec{V}_{courant}) \quad (3.31)$$

3 Estimation de la dérive du voilier

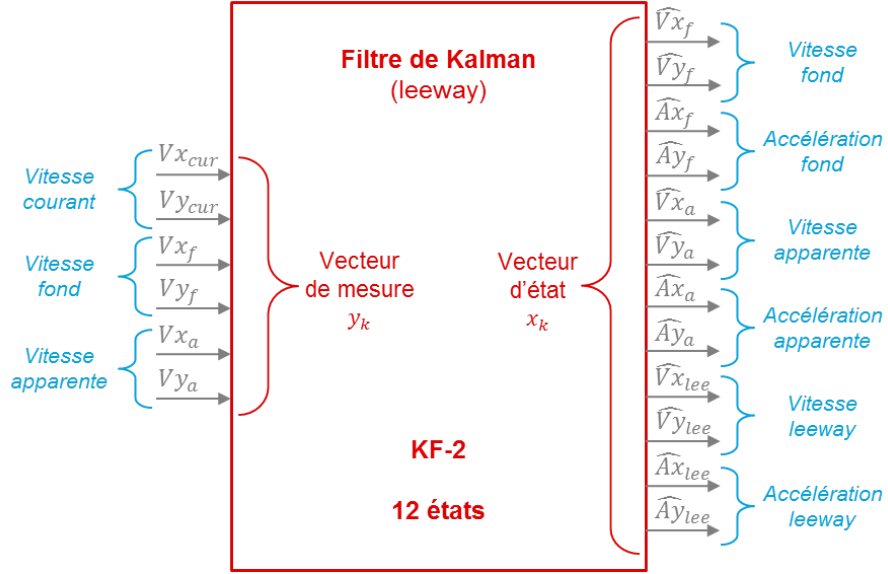


FIGURE 3.9 – Filtre de Kalman KF-2

Afin de prédire les différents états du système, nous reprenons les mêmes principes que pour le filtre KF-1 ; l'accélération apparente (cf. équation 3.17) et l'accélération fond (cf. équation 3.15) sont considérées comme constantes sur la période d'échantillonnage t_e . De même, l'accélération du leeway est elle aussi considérée comme constante sur cette même période. Les relations entre le vecteur d'état à l'instant $(k + 1)$ et à l'instant (k) s'expriment ainsi par les équations suivantes.

$$\begin{pmatrix} \hat{V}x_{f_{k+1}} = \hat{V}x_{f_k} + \hat{A}x_{f_k} \times t_e \\ \hat{V}y_{f_{k+1}} = \hat{V}y_{f_k} + \hat{A}y_{f_k} \times t_e \end{pmatrix} \quad \text{Vitesse fond} \quad (3.32)$$

$$\begin{pmatrix} \hat{A}x_{f_{k+1}} = \hat{A}x_{f_k} \\ \hat{A}y_{f_{k+1}} = \hat{A}y_{f_k} \end{pmatrix} \quad \text{Accélération fond} \quad (3.33)$$

$$\begin{pmatrix} \hat{V}x_{a_{k+1}} = \hat{V}x_{a_k} + \hat{A}x_{a_k} \times t_e \\ \hat{V}y_{a_{k+1}} = \hat{V}y_{a_k} + \hat{A}y_{a_k} \times t_e \end{pmatrix} \quad \text{Vitesse apparente} \quad (3.34)$$

$$\begin{pmatrix} \hat{A}x_{a_{k+1}} = \hat{A}x_{a_k} \\ \hat{A}y_{a_{k+1}} = \hat{A}y_{a_k} \end{pmatrix} \quad \text{Accélération apparente} \quad (3.35)$$

$$\begin{pmatrix} \hat{V}x_{lee_{k+1}} = \hat{V}x_{lee_k} + \hat{A}x_{lee_k} \times t_e \\ \hat{V}y_{lee_{k+1}} = \hat{V}y_{lee_k} + \hat{A}y_{lee_k} \times t_e \end{pmatrix} \quad \text{Vitesse leeway} \quad (3.36)$$

$$\begin{pmatrix} \hat{A}x_{lee_{k+1}} = \hat{A}x_{lee_k} \\ \hat{A}y_{lee_{k+1}} = \hat{A}y_{lee_k} \end{pmatrix} \quad \text{Accélération leeway} \quad (3.37)$$

3.2 Approche avec la formule empirique

Les hypothèses de considérer les accélérations (fond, apparente, leeway) constantes pendant la période d'échantillonnage t_e entraînent des incertitudes sur la prédiction des estimations ; afin de prendre en compte ces erreurs, la matrice de covariance Q doit être configurée. Cela nécessite, comme pour le filtre KF-1, une pré-analyse des variations des accélérations sur les données à étudier. En émettant l'hypothèse que les variations des accélérations suivent une loi normale et que la variation maximale représente la limite des 99 %, l'écart-type sur l'accélération ainsi que sa variance peuvent être déterminés. Après l'analyse des accélération fonds, apparentes et sur le leeway, nous avons déterminé les variations maximales sur le déplacement fond ($Var_{fx_{max}}$ et $Var_{fy_{max}}$), sur le déplacement apparent ($Var_{ax_{max}}$ et $Var_{ay_{max}}$) et sur le leeway ($Var_{lex_{max}}$ et $Var_{ley_{max}}$). Nous pouvons alors définir l'erreur sur l'accélération fond (cf. équation 3.19), l'accélération apparente (cf. équation 3.40) et l'accélération du leeway (cf. équation 3.42). Ces erreurs sont ensuite propagées à travers la période d'échantillonnage t_e sur la vitesse fond (cf. équation 3.39), la vitesse apparente (cf. équation 3.41) et sur la vitesse du leeway (cf. équation 3.43).

$$\begin{aligned} \text{Incertitude accélération fond} \quad \varepsilon_{Ax_f} &= \frac{Var_{fx_{max}}}{3} \\ \varepsilon_{Ay_f} &= \frac{Var_{fy_{max}}}{3} \end{aligned} \quad (3.38)$$

$$\begin{aligned} \text{Incertitude vitesse fond} \quad \varepsilon_{Vx_f} &= \varepsilon_{Ax_f} \times t_e \\ \varepsilon_{Vy_f} &= \varepsilon_{Ay_f} \times t_e \end{aligned} \quad (3.39)$$

$$\begin{aligned} \text{Incertitude accélération apparente} \quad \varepsilon_{Ax_a} &= \frac{Var_{ax_{max}}}{3} \\ \varepsilon_{Ay_a} &= \frac{Var_{ay_{max}}}{3} \end{aligned} \quad (3.40)$$

$$\begin{aligned} \text{Incertitude vitesse apparente} \quad \varepsilon_{Vx_a} &= \varepsilon_{Ax_a} \times t_e \\ \varepsilon_{Vy_a} &= \varepsilon_{Ay_a} \times t_e \end{aligned} \quad (3.41)$$

$$\begin{aligned} \text{Incertitude accélération leeway} \quad \varepsilon_{Ax_{lee}} &= \frac{Var_{lex_{max}}}{3} \\ \varepsilon_{Ay_{lee}} &= \frac{Var_{ley_{max}}}{3} \end{aligned} \quad (3.42)$$

$$\begin{aligned} \text{Incertitude vitesse leeway} \quad \varepsilon_{Vx_{lee}} &= \varepsilon_{Ax_{lee}} \times t_e \\ \varepsilon_{Vy_{lee}} &= \varepsilon_{Ay_{lee}} \times t_e \end{aligned} \quad (3.43)$$

Ces relations permettent ainsi de définir la matrice de transition de l'équation d'état F (cf. équation 3.44) et la matrice de covariance du bruit

3 Estimation de la dérive du voilier

d'état Q (cf. équation 3.45).

$$F = \begin{bmatrix} 1 & 0 & t_e & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & t_e & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & t_e & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & t_e & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & t_e & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & t_e \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.44)$$

$$Q = \begin{bmatrix} \varepsilon_{Vx_f}^2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \varepsilon_{Vy_f}^2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \varepsilon_{Ax_f}^2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \varepsilon_{Ay_f}^2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \varepsilon_{Vx_a}^2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \varepsilon_{Vy_a}^2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \varepsilon_{Ax_a}^2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \varepsilon_{Ay_a}^2 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \varepsilon_{Vx_{lee}}^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \varepsilon_{Vy_{lee}}^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \varepsilon_{Ax_{lee}}^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \varepsilon_{Ay_{lee}}^2 \end{bmatrix} \quad (3.45)$$

La deuxième étape du filtre, la correction, nécessite de lier le vecteur d'état au vecteur de mesure. Les relations entre le déplacement fond, le déplacement apparent, le courant marin et le leeway sont exprimées par les équations suivantes.

$$\begin{aligned} Vx_{cur} &= \hat{V}x_f - (\hat{V}x_a + \hat{V}x_{lee}) \\ Vy_{cur} &= \hat{V}y_f - (\hat{V}y_a + \hat{V}y_{lee}) \end{aligned} \quad \text{Mesure vitesse du courant} \quad (3.46)$$

$$\begin{aligned} Vx_f &= \hat{V}x_f \\ Vy_f &= \hat{V}y_f \end{aligned} \quad \text{Mesure vitesse fond} \quad (3.47)$$

$$\begin{aligned} Vx_a &= \hat{V}x_a \\ Vy_a &= \hat{V}y_a \end{aligned} \quad \text{Mesure vitesse apparente} \quad (3.48)$$

À partir de ces relations, la matrice de transition H de l'équation d'observation est déterminée (cf. équation 3.49).

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & -1 & 0 & 0 & 0 & -1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & -1 & 0 & 0 & 0 & -1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (3.49)$$

Enfin, la dernière étape pour configurer le filtre de Kalman KF-2 est de déterminer la matrice de covariance R du bruit de mesure ; celle-ci est établie à partir des statistiques des bruits de mesure définis dans le simulateur. Le calcul des bruits de mesure ainsi que toutes les matrices utilisées dans ce filtre sont disponibles en annexe B.c et B.e.

$$R = \begin{bmatrix} \sigma_{V_{x_{cur}}}^2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{V_{y_{cur}}}^2 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{V_{x_f}}^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \sigma_{V_{y_f}}^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma_{V_{x_a}}^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma_{V_{y_a}}^2 \end{bmatrix} \quad (3.50)$$

L'estimation du leeway obtenue en sortie du filtre KF2 est ensuite utilisée en entrée du filtre KF-1 lorsque l'initialisation du système est terminée et que le courant a convergé vers une valeur stable. La mise en œuvre du rebouclage est expliqué dans la prochaine section.

3.2.5 Mise en œuvre du rebouclage

La mise en œuvre du rebouclage induit un changement sur la variable du leeway ; en effet, l'estimation du leeway avec la formule empirique est remplacée par l'estimation du leeway calculée à partir des sorties du filtre KF-2. Les statistiques concernant les bruits de mesure sur ces deux estimations sont donc différentes l'une de l'autre. Il est alors indispensable de modifier la matrice de covariance du bruit de mesure (R) dans le filtre KF-1. Pour cela, il faut propager l'erreur du leeway sur le vecteur de déplacement surface de la même manière que précédemment (cf. annexe B.c). La principale difficulté dans notre cas est que les statistiques de l'estimation du leeway en sortie du filtre KF-2 ne sont pas connues. Pour notre étude, nous émettons l'hypothèse que le modèle a éliminé les bruits de mesure présent sur les variables permettant de calculer le leeway ; le bruit de mesure sur le leeway est alors considéré comme nul.

D'autre part, une modification de la matrice de covariance du bruit d'état (Q) du modèle KF-1 peut être envisagée pour augmenter la confiance accordée au modèle du courant ; ainsi sa valeur est plus stable pendant la phase

3 Estimation de la dérive du voilier

de rebouclage. Dans les résultats présentés par la suite, seule la matrice R est modifiée pendant la phase de rebouclage.

3.2.6 Résultats

Dans cette partie, le comportement du système global est montré sur deux cas d'étude. L'intérêt étant d'étudier l'impact de la formule empirique du leeway sur nos résultats et de valider le fonctionnement du filtre. Nous avons ainsi simulé deux jeux de données. Dans le premier, l'erreur sur la formule empirique du leeway reste limitée alors que dans le second cas une erreur conséquente est appliquée sur le calcul du leeway.

Afin d'analyser les résultats de ce filtre, nous proposons à chaque fois de visualiser la vitesse ($CurR$) et la direction ($CurD$) du courant ainsi que l'angle du leeway. Ces paramètres étant calculés d'après les vecteurs de vitesse du courant et de vitesse du leeway (cf. annexe B.f). Toutes ces données sont comparées aux données non bruitées utilisées dans le simulateur.

3.2.6.1 Cas n°1

Paramètres	Unité	Bruit blanc	valeur
Pos. GPS	Mètres	$N(0, 2^2)$	/
BSP	Nœuds	$N(0, 0.2^2)$	5 ↗ 20
HDG	Degrés	$N(0, 0.1^2)$	45
HEEL	Degrés	$N(0, 0.3^2)$	15
k	Sans unité	/	14.4
CurR	Nœuds	/	1.3
CurD	Degrés	/	170

TABLE 3.5 – Configuration du simulateur

Dans ce jeu de données nous considérons que l'erreur sur le leeway reste limitée ; la constante k utilisée pour calculer le leeway doit être identique dans le modèle et dans le simulateur du jeu de données. D'après la documentation technique de la centrale WTP3 [Seddon et Sugden, 2010a], la valeur de k appropriée pour les monocoques modernes doit être comprises entre 8 et 13. Néanmoins, d'après une étude théorique sur un VOR70, nous devons obtenir un angle de leeway de 1.5° pour une vitesse du voilier de 12 nœuds et un angle de gîte proche des 15° . Pour coïncider avec ces résultats, nous avons défini la constante k à 14.4. Les bruits blancs configurés dans le simulateur ont quand a eux été déterminés d'après les erreurs fournies par les documentations techniques de chaque capteur (GPS, loch et centrale inertielle) ; ce sont ces mêmes bruits qui permettent de définir les matrices de covariance des bruits de mesure utilisés dans les filtre KF-1 et KF-2. Les autres paramètres du

3.2 Approche avec la formule empirique

simulateur, correspondant à la vitesse (BSP), au cap (HDG) et l'angle de gîte ($HEEL$) du bateau ainsi qu'à la vitesse et la direction du courant ($CurR$ et $CurD$), ont été fixés arbitrairement en fonction des conditions que peuvent rencontrer les navires. Dans notre cas, nous avons paramétré une vitesse du voilier évoluant linéairement entre 5 et 20 nœuds, un cap de 45° , un angle de gîte de 15° et une vitesse de courant de 1.3 nœud pour une direction de 170° . Les configurations du simulateur sont détaillées dans le tableau 3.5. À partir des données bruitées fournies par le simulateur, notre modèle doit estimer les données du courant et le leeway.

Les résultats (cf. figure 3.10) montrent l'estimation de la vitesse et de la direction du courant ; le bleu représente la valeur de référence et le rouge correspond à l'estimation calculée. Une phase d'initialisation du modèle, utilisant la formule empirique du leeway, est nécessaire pour que le courant se stabilise ; sa durée est fixé aléatoirement à 200 échantillons (20s à 10Hz). Une fois cette phase terminée, le système est rebouclé sur lui-même puisque le leeway calculé en sortie du filtre KF-2 est utilisé en entrée du filtre FK-1.

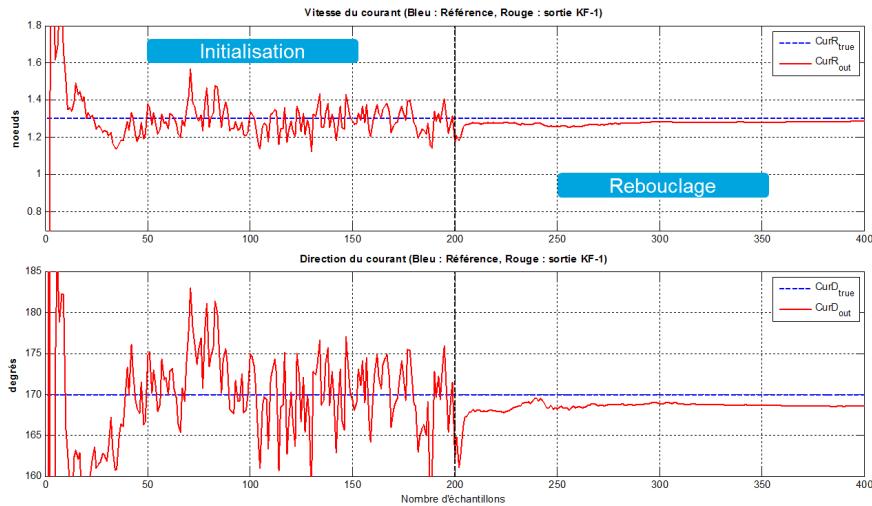


FIGURE 3.10 – Estimation du courant marin (cas n°1)

La figure 3.11 dévoile les résultats obtenus pour la mesure de l'angle du leeway. Le premier graphe (en mauve) représente la valeur du leeway calculé avec la formule empirique et le second représente la référence (en bleu) et la valeur du leeway estimée par le modèle (en rouge).

Le tableau 3.6 représente l'erreur moyenne obtenue pendant toute la durée du rebouclage (200 échantillons). En considérant que le paramètre k de la formule empirique du leeway n'est pas trop éloigné de la vérité et que cette formule est seulement bruitée par les mesures provenant du loch et de la centrale inertielle, nous obtenons des résultats proches des références malgré une erreur moyenne sur le leeway de 7%.

3 Estimation de la dérive du voilier

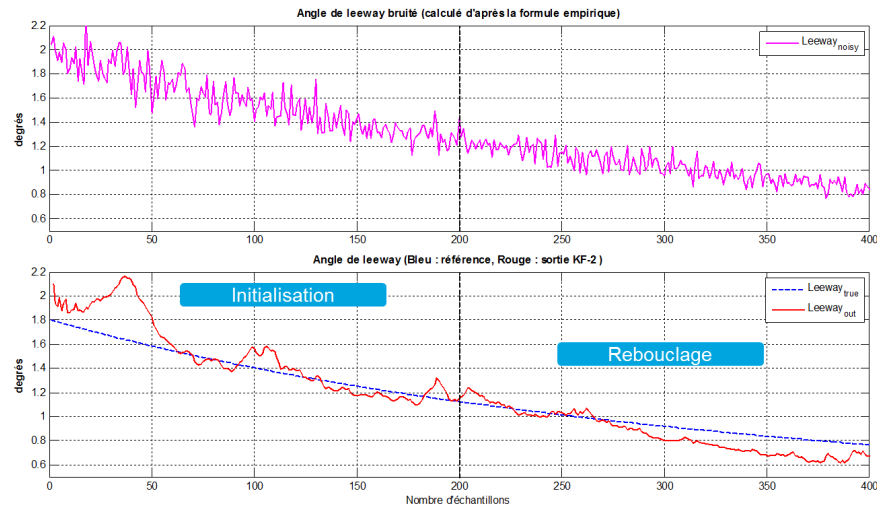


FIGURE 3.11 – Estimation du leeway (cas n°1)

Paramètres	Unité	Erreur Moy.	Erreur Moy. (%)
CurR	Noeuds	0.024	1.85 %
CurD	Degrés	1.400	0.82 %
Leeway	Degrés	0.065	7.00 %

TABLE 3.6 – Erreur moyenne

3.2.6.2 Cas n°2

Cette deuxième étude permet de vérifier le comportement du filtre lorsque l'erreur sur la formule empirique du leeway est conséquente. C'est pourquoi le simulateur du jeu de données a été initialisé avec une constante k différente de celle utilisée dans le modèle. N'ayant aucune indication sur l'incertitude de la formule empirique du leeway et sur la constante k , nous émettons l'hypothèse d'une erreur de 25 % sur le paramètre k ; il est ainsi configuré à 18 dans le simulateur et à 14.4 dans notre modèle. La configuration des autres paramètres est identique au cas précédent (cf. tableau 3.5).

La figure 3.12 présente les résultats obtenus pour la vitesse et la direction du courant marin. De la même manière que pour l'étude précédente, le bleu représente la référence et le rouge l'estimation du modèle. D'après la visualisation des courbes dans la phase de rebouclage, les erreurs semblent relativement faibles, néanmoins cela représente 7 % d'erreur sur la vitesse du courant. Sur la figure 3.13, nous nous apercevons que cette mauvaise approximation du courant a un impact direct sur l'estimation du leeway. En effet, durant la phase de rebouclage l'erreur moyenne d'estimation du leeway est de 58 % (cf. tableau 3.7). Cette erreur est non acceptable et ne permet

3.2 Approche avec la formule empirique

en aucun cas d'utiliser cette estimation pour l'analyse des performances. Les résultats présents montrent la difficulté d'estimer correctement l'angle de leeway lorsque la formule empirique possède un biais non défini.

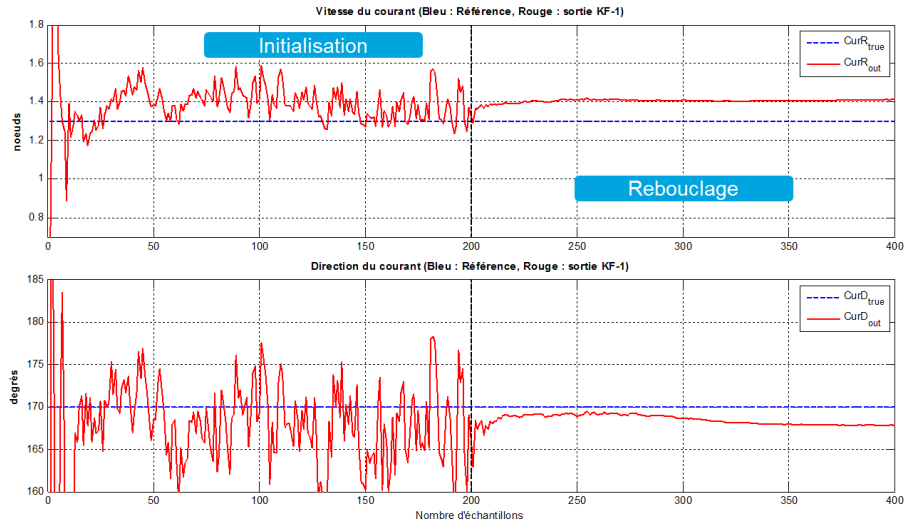


FIGURE 3.12 – Estimation du courant marin (cas n°2)

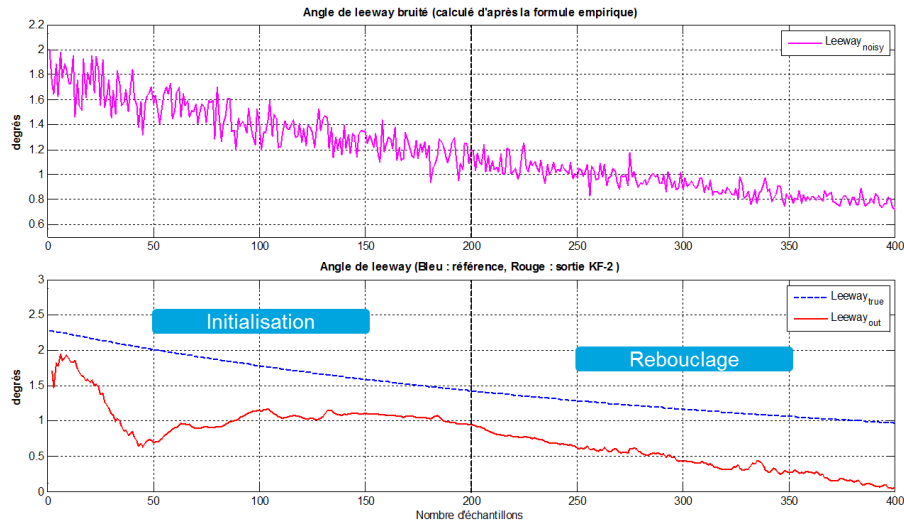


FIGURE 3.13 – Estimation du leeway (cas n°2)

3 Estimation de la dérive du voilier

Paramètres	Unité	Erreur Moy.	Erreur Moy. (%)
CurR	Noeuds	0.106	8.15 %
CurD	Degrés	1.550	0.91 %
Leeway	Degrés	0.684	58.18 %

TABLE 3.7 – Erreur moyenne (cas n°2)

3.2.7 Conclusion

Les résultats obtenues dans le cas d'étude n°1 démontre que notre modèle est capable de converger vers les valeurs du courant avec une précision inférieure à 2% et vers les valeurs du leeway avec une précision de 7%. Cependant dans le cas n°1, nous considérons que la formule empirique du leeway (utilisée pour initialiser le système) est bruitée par les mesures de la vitesse du bateau et de l'angle de gîte mais que la constante k est correcte. Or dans le cas d'étude n°2, nous nous apercevons que lorsqu'un biais est introduit sur cette constante, les estimations ne convergent plus vers leur valeurs de référence. Afin que le modèle converge correctement, il est donc nécessaire que l'erreur sur la formule empirique du leeway reste limitée. En réalité, cette erreur n'est actuellement pas quantifiable puisque nous ne disposons d'aucune référence absolue du leeway sur ce type de bateau. Par conséquent, afin d'améliorer l'estimation du leeway, nous proposons d'utiliser un capteur additionnel qui mesure la vitesse du bateau sur deux dimensions.

3.3 Le capteur acoustique

3.3.1 Introduction

Le capteur acoustique présenté dans cette partie est un DVL (Doppler Velocity Log) : il mesure la vitesse de déplacement d'une plateforme par rapport à une masse d'eau (ou au fond marin) à partir de faisceaux acoustiques et de l'effet Doppler. L'intérêt de celui-ci est de mesurer la vitesse de déplacement d'un mobile sur plusieurs directions. Historiquement, du fait de sa taille et son poids imposant (e.g. DVL typique allant jusqu'à 3000 m, poids : 15 kg, dimension : 22 cm × 22 cm × 22 cm), ce capteur était destiné à des plateformes imposantes mais aujourd'hui, plusieurs fabricants ont développé des DVLs réduits afin d'embarquer ces capteurs dans de petits sous-marins autonomes [Snyder, 2010]. C'est pourquoi, ce capteur est de plus en plus utilisé comme outil de navigation dans les véhicules sous-marins téléguidés ou autonomes.

La miniaturisation de ce capteur a favorisé son apparition dans le domaine de la course au large. Il a notamment été utilisé lors de la dernière Volvo Ocean Race puisque la société « Nortek » en partenariat avec l'équipe

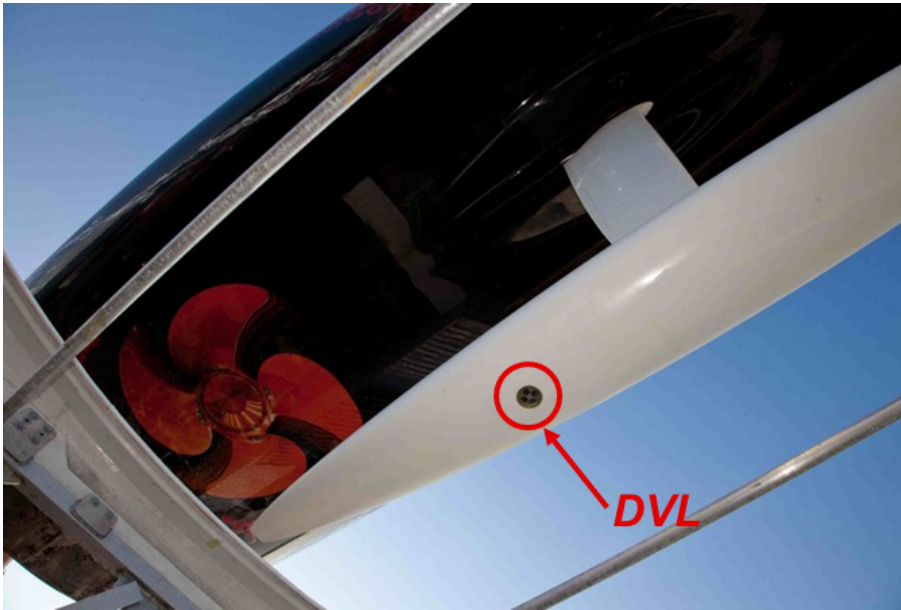


FIGURE 3.14 – Capteur DVL sur le VO70 Mar Mostro de Puma

de voile « Puma » a développé un capteur DVL de taille réduite (70 mm de diamètre sur 14 mm de hauteur). Afin de mettre en œuvre ce capteur, plusieurs tests ont été réalisés sur le monocoque de cette équipe. Les premiers essais ont permis de déterminer l'emplacement optimal pour ce capteur : le bulbe de la quille (cf. figure 3.14). En effet, il a été constaté que lorsque le capteur est monté sur la coque du bateau, celui-ci est perturbé par les bulles d'air formées le long de la carène [Seahorse, 2013]. Le seul emplacement restant qui élimine cette perturbation est donc le bulbe de la quille. Bien que ce capteur ait été utilisé par l'équipe Puma pendant la Volvo Ocean Race, la société Nortek ne l'a pas commercialisée.

Le principe de fonctionnement et les différentes techniques de mesures de ces capteurs sont expliqués dans la section suivante.

3.3.2 Fonctionnement

3.3.2.1 Principe

Le capteur DVL utilise la transmission d'onde acoustique pour déterminer la vitesse de déplacement d'une plateforme ; le principe repose sur l'effet Doppler [Doppler, 1842].

Pour présenter ce principe, nous considérons une plateforme fixe : lorsqu'une onde sonore de fréquence f_0 est émise dans l'eau à travers un émetteur, elle est réfléchiée par les particules en suspension qu'elle rencontre. La fréquence f_1 de l'onde réfléchiée, réceptionnée par l'émetteur, est alors dépen-

3 Estimation de la dérive du voilier

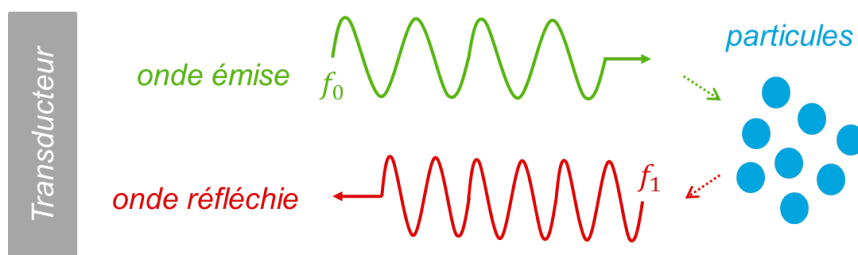


FIGURE 3.15 – Effet Doppler

dante de la vitesse et de la direction de cette particule (cf. figure 3.15). La différence de fréquence est alors directement représentative de la vitesse de déplacement de la particule.

$$\text{Vitesse du son } c = f \times \lambda \quad (3.51)$$

D'après la définition de la vitesse c de propagation de l'onde dans l'eau qui est dépendante de la fréquence f et de la longueur d'onde λ (cf. équation 3.51), et en sachant que l'effet Doppler s'applique deux fois (sur les particules et sur le récepteur), le décalage Doppler Δ_f est définie par l'équation 3.52. Il est alors aisé de déterminer la vitesse V de déplacement de la particule en mesurant la différence de fréquence entre l'onde émise et l'onde reçue.

$$\text{Décalage doppler } \Delta_f = 2 \times f_0 \times \frac{V}{c} \quad (3.52)$$

Nous venons ainsi de présenter le principe de base du fonctionnement d'un DVL. Actuellement deux techniques sont utilisées pour mesurer la vitesse de déplacement de ces particules : la technologie « narrowband » et la technologie « broadband ». Leur fonctionnement est expliqué dans la prochaine section.

3.3.2.2 Les technologie technologies

La première technologie mise en place fut la technologie narrowband ; celle-ci est basée sur l'émission d'une seule onde et consiste à identifier le décalage de fréquence entre l'onde émise et l'onde reçue. Par la suite, dans les années 80, la société RdInstrument a développé la technologie broadband ; celle-ci consiste à émettre une série d'impulsions formant un code. Dans ce cas là, le principe n'est plus de mesurer la différence de fréquence entre l'onde émise et l'onde réfléchie mais la variation de phase entre les diverses impulsions réfléchies.

Les différents états de l'onde émise du domaine temporel au domaine fréquentiel sont représentés sur la figure 3.16 pour les deux technologies. D'autre

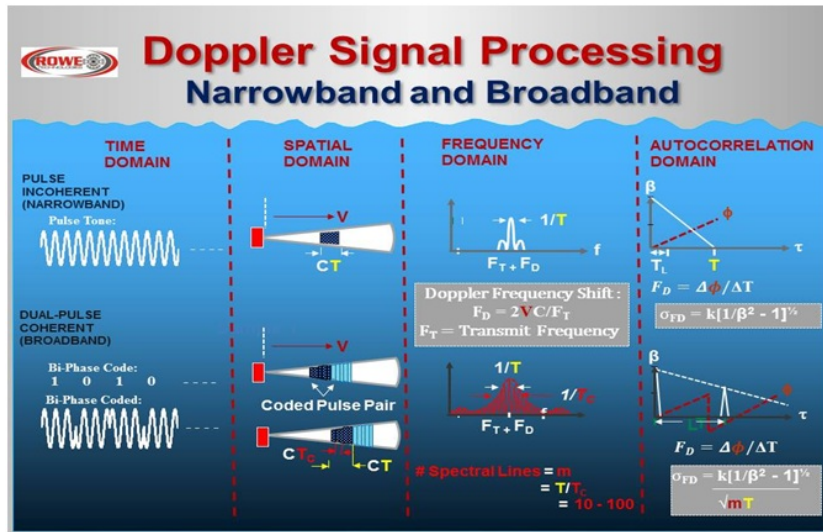


FIGURE 3.16 – Les technologies narrowband et braodband [RoweTechnologies, 2013]

part, les résultats d’une étude de « Rowe Technologies » sur des capteurs de courant (ADCP - Acoustic Doppler Current Profilers) semblables aux DVLs montrent l’intérêt d’utiliser la technologie broadband afin d’obtenir une mesure de vitesse plus précise puisque cette technologie permet de diminuer l’écart type sur la fréquence Doppler calculée [RoweTechnologies, 2013].

3.3.2.3 Multi-directions

L’intérêt d’un capteur DVL, pour la course au large, est sa capacité à mesurer la vitesse du bateau sur plusieurs directions et donc d’en déduire la dérive du bateau. En effet, le DVL est généralement équipé de quatre transducteurs afin de mesurer une vitesse de déplacement en amont, en aval, à gauche et à droite de la plateforme. En moyennant ces mesures deux à deux, le DVL est capable de déterminer la vitesse du bateau sur son axe longitudinal et sur son axe transversal (cf. figure 3.17) ; l’angle de leeway peut ainsi être identifié en théorie.

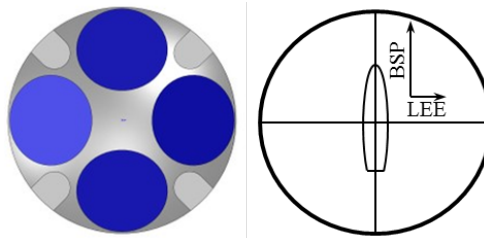


FIGURE 3.17 – Schéma et mesure du DVL Nortek

3 Estimation de la dérive du voilier

3.3.3 Conclusion

Ce capteur apporte une avancée majeure dans le domaine de l'analyse des performances car il permet d'obtenir une mesure du leeway en temps réel. Néanmoins, cela nécessite encore de nombreuses optimisations, puisque comme pour le calcul du vent réel, la mesure de vitesse du bateau est soumise à de nombreuses perturbations. Ces erreurs proviennent du milieu marin dans lequel le capteur évolue. En effet, la vitesse de propagation de l'onde est dépendante de la densité de l'eau, mais aussi de l'attitude du navire : l'angle de gîte, l'angle de tangage et l'angle de quille perturbent la mesure. L'obtention d'une mesure précise du leeway et de la vitesse du bateau implique que le capteur soit parfaitement aligné sur l'axe longitudinal de celui-ci. L'utilisation du DVL dans le domaine de la course au large en est à ses début, il y a encore beaucoup à faire pour les utiliser correctement.

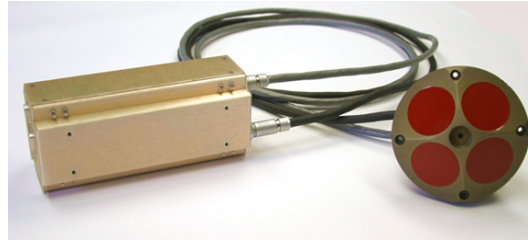


FIGURE 3.18 – Explorer DVL de chez RD instruments

Afin d'améliorer la mesure de ce capteur, nous proposons de le coupler avec notre modèle d'estimation du leeway et du courant. Cela apporte deux intérêts par rapport à la mesure seule du DVL : d'une part notre modèle permet de contrôler l'erreur provenant du DVL et d'autre part il permet de continuer de prédire les déplacements du voilier même lors d'une perte des mesures provenant du DVL. Cette perte de données survient lorsque le capteur se situe hors de l'eau ; ce qui peut être le cas si le capteur est installé sur la coque d'un monocoque ou d'un multicoque.

Par l'intermédiaire de Thomas Coville, naviguant dans le Groupama sailing team pendant la Volvo Ocean Race, nous avons pu nous procurer un jeu de données provenant de son équipe « Team Sodebo » qui a équipé son maxi trimaran avec « l'explorer DVL » de chez RD instrument (cf. figure 3.18).

3.4 Approche avec le capteur acoustique

3.4.1 Introduction

L'objectif de cette seconde étude a été de proposer et de comparer plusieurs modélisations des déplacements du bateau afin de déterminer le leeway et le courant sur un jeu de données réelles (provenant d'une campagne de

3.4 Approche avec le capteur acoustique

mesures sur l'étude de la dérive du maxi trimaran Sodebo). Dans ce jeu de données, une valeur du leeway effectuée par un capteur DVL est disponible. Comme ces données proviennent d'un trimaran, nous n'avons pas appliqué directement le modèle précédent puisque que celui-ci ne serait pas significatif ; l'utilisation de la formule empirique du leeway n'est valide que pour un monocoque. Toutefois comme sur un monocoque, le capteur DVL étant monté sur la coque principale du trimaran, il peut se retrouver hors de l'eau pendant une certaine période et donc perdre l'information de la vitesse et de la dérive du bateau. Afin de pallier cette perte d'information, nous proposons d'utiliser notre modèle couplé avec la mesure du capteur DVL : celle-ci remplacera la formule empirique. L'intérêt de cette approche est double puisque ce système doit permettre de contrôler l'erreur sur le capteur DVL et de continuer de prédire ces valeurs, vitesse et dérive, lors d'une perte des mesures.

La modélisation de notre système n'étant pas linéaire, une étape de pré-linéarisation est nécessaire dans notre premier système. D'autres modèles sont testés afin de déterminer la solution optimale en termes de précision, stabilité et, complexité de calcul. Pour cela, nous proposons l'utilisation de deux filtres supplémentaires : le filtre de Kalman étendue appelé EKF (Extended Kalman Filter) et le filtre de Kalman inodore appelé UKF (Unscented Kalman Filter). Ces deux filtres ont été sélectionnés puisque la non linéarité de notre modèle ne nous permet pas d'utiliser directement le filtre de Kalman classique et que ceux-là le permettent. Les deux prochaines sections décrivent respectivement le principe de l'EKF et de l'UKF.

3.4.2 Filtre de Kalman étendu

Le filtre de Kalman étendu est l'approche la plus connue pour adapter le filtre de Kalman à un système non linéaire. Le principe est de linéariser localement le système afin d'appliquer les équations classiques du filtre de Kalman. Dans le cas d'un système non linéaire décrit par l'équation 3.53, l'objectif est de linéariser localement les fonctions f et h afin d'obtenir les matrices de transitions F_k et H_k utilisées pour propager la covariance de l'erreur de prédiction et de l'erreur d'estimation.

$$\begin{cases} x_k = f(x_{k-1}) + Gu_{k-1} + w_{k-1} & \text{équation d'état du système} \\ y_k = h(x_k) + v_k & \text{équation de mesure} \end{cases} \quad (3.53)$$

- x_k est le vecteur d'état du système
- y_k est le vecteur de mesure
- u_k est l'entrée de commande du système
- G est une matrice déterministe et stationnaire
- w_k est un bruit blanc indépendant de covariance Q
- v_k est un bruit blanc indépendant de covariance R

3 Estimation de la dérive du voilier

Prédiction

L'étape de prédiction est ainsi régie par l'équation d'estimation *a priori* (cf. équation 3.54) et l'équation de covariance de l'erreur d'estimation (cf. équation 3.55) utilisant la matrice localement linéarisée F_k .

$$\text{Estimation } a \text{ priori} \quad \hat{x}_{k+1|k} = f(\hat{x}_{k|k}) + Gu_{k|k} \quad (3.54)$$

$$\text{Cov. de l'erreur d'estimation} \quad P_{k+1|k} = F_k P_{k|k} F_k^T + Q \quad (3.55)$$

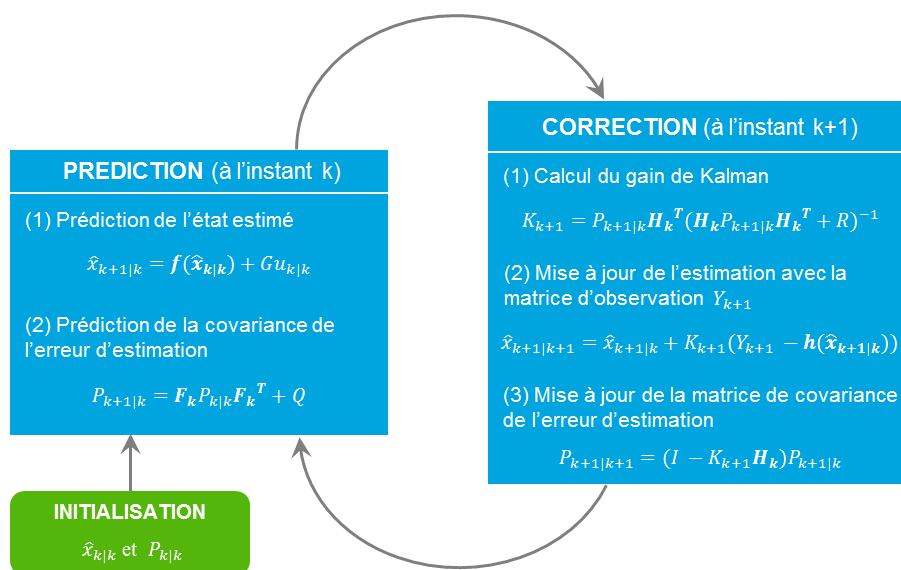


FIGURE 3.19 – Algorithme du filtre de Kalman étendu

Correction

L'étape de correction est quant à elle définie par le calcul du gain de Kalman (cf. équation 3.56), de la covariance de l'erreur d'estimation (cf. équation 3.58) utilisant la matrice localement linéarisée H_k ainsi que par le calcul de l'estimation du vecteur d'état (cf. équation 3.57).

$$\text{Gain} \quad K_{k+1} = P_{k+1|k} H_k^T (H_k P_{k+1|k} H_k^T + R)^{-1} \quad (3.56)$$

$$\text{Estimation} \quad \hat{x}_{k+1|k+1} = \hat{x}_{k+1|k} + K_{k+1} (y_k - h(\hat{x}_{k+1|k})) \quad (3.57)$$

$$\text{Cov. Err. Est.} \quad P_{k+1|k+1} = P_{k+1|k} - K_{k+1} H_k P_{k+1|k} \quad (3.58)$$

La modélisation du système non linéaire peut ainsi être directement utilisée pour l'estimation *a priori* et pour l'estimation finale. Cependant, ce système doit être localement linéarisé pour les autres équations. Cela nécessite de calculer les dérivés partiels du premier ordre (correspondant à la matrice jacobienne) des équations non linéaires autour du point d'estimation

3.4 Approche avec le capteur acoustique

courant \hat{x} . Les calculs de ces matrices, F_k et H_k , sont respectivement définis par l'équation 3.59 et 3.60.

$$F_k = \left. \frac{\partial f(x)}{\partial x} \right|_{\hat{x}_{k|k}} \quad (3.59)$$

$$H_k = \left. \frac{\partial h(x)}{\partial x} \right|_{\hat{x}_{k+1|k}} \quad (3.60)$$

Avec le calcul de ces jacobiniennes, il est ainsi possible d'appliquer le filtre de Kalman à des systèmes non linéaires (cf. figure 3.19). Cependant, le filtre de Kalman étendu augmente nettement la complexité du système puisqu'à chaque itération les matrices F_k et H_k doivent être calculées. D'autre part, l'approximation faite par la linéarisation du 1^{er} ordre de f et h engendre un risque de non convergence du filtre. Cette convergence est notamment sensible à l'initialisation : un filtre mal initialisé peut ne jamais converger.

3.4.3 Filtre de Kalman inodore

Le filtre de Kalman inodore appelé UKF (Unscented Kalman Filter) est une autre approche pour appliquer le filtre de Kalman sur des systèmes non linéaires [Julier et Uhlmann, 1997]. La principale différence par rapport à l'EKF réside dans la manière dont la distribution de l'état du modèle non linéaire est approximée. Contrairement à l'EKF qui propage l'estimation (appelé moyenne pour l'UKF) à travers les équations non linéaires et la covariance à travers les matrices linéarisées, l'UKF utilise une transformation non linéaire appelée « Unscented Transformation » pour propager la moyenne et la covariance. Celle-ci ne nécessite plus d'approcher les fonctions non linéaires par linéarisation mais d'utiliser un jeu de points appelé « sigma points » pour propager la moyenne et la covariance à travers le modèle non linéarisé. De cette manière, la moyenne et la covariance sont approximées par le développement en série de Taylor (au 3^{ème} ordre) [Wan et Merwe, 2000]. Cette transformation est décrite dans la section suivante.

Unscented Transformation

La « Unscented Transformation (UT) » est une méthode de calcul des statistiques d'une variable aléatoire qui suit une transformation non linéaire. Le principe de cette transformation est illustré sur la figure 3.20 ; l'intérêt est d'obtenir une moyenne et une covariance qui soit statistiquement robuste à la non linéarité. Nous considérons une variable X et son jeu de sigma points de moyenne \bar{x} et de covariance P_{xx} . Il est possible, en propageant chaque point à travers la fonction non linéaire $y = f(X)$ d'obtenir un nuage de points transformés où \bar{y} et P_{yy} représentent ces statistiques, respectivement, la moyenne et la covariance.

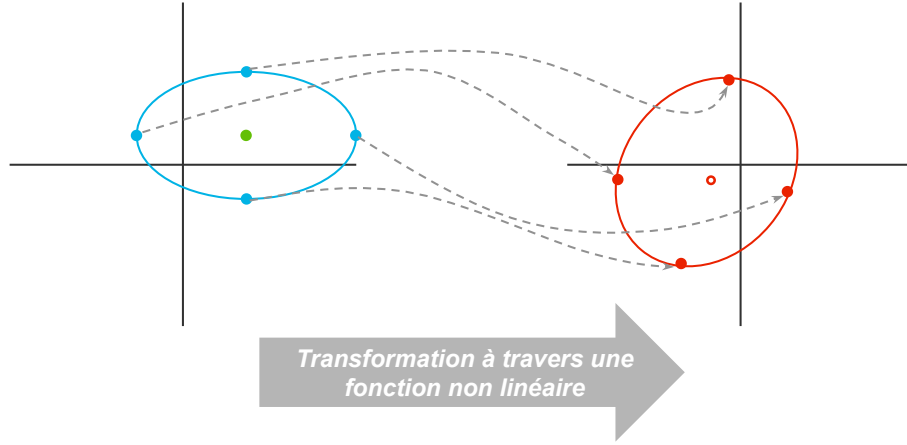


FIGURE 3.20 – Principe de la transformation UT

Une première approche de cette transformation, proposée par Julier et Uhlmann en 1997, permet d'approximer la variable aléatoire X de dimension n avec $2n + 1$ points pondérés. Les sigma points X_i sont donnés par l'équation 3.61 et leur poids associés (w_i^m pour la moyenne et w_i^c pour la covariance) par l'équation 3.62.

$$X_i = \begin{cases} \bar{x} & i = 0 \\ \bar{x} + \sqrt{n+k}\sigma_i & i = 1, \dots, n \\ \bar{x} - \sqrt{n+k}\sigma_{i-n} & i = n+1, \dots, 2n \end{cases} \quad (3.61)$$

Le paramètre k étant un paramètre d'échelle permettant d'ajuster la répartition des sigma points autour de l'estimation \hat{x} et le paramètre σ_i représente l'écart type associé au sigma point X_i calculé à partir de la covariance P_{xx} .

$$\begin{cases} w_i^m = \frac{k}{n+k} & i = 0 \\ w_i^c = \frac{k}{n+k} + (1 - \alpha^2 + \beta) & i = 0 \\ w_i^m = w_i^c = \frac{1}{2(n+k)} & i = 1, \dots, 2n \end{cases} \quad (3.62)$$

Le paramètre α détermine la propagation des sigma points autour de \bar{x} et le paramètre β permet d'incorporer une connaissance préalable de la distribution de x .

D'autres méthodes existent pour cette transformation afin de diminuer le nombre de sigma points utilisés. Seulement la diminution du nombre de sigma points entraîne une perte de précision sur la moyenne et la covariance, c'est pourquoi dans notre modèle nous utilisons cette transformation. Les différentes étapes de cette transformation sont illustrées dans la figure 3.21.

Les prochaines sections détaillent les équations utilisées dans l'étape de prédiction et dans l'étape de correction. Ces équations considèrent le système non linéaire caractérisé par le jeu d'équation 3.63.

3.4 Approche avec le capteur acoustique

$$\begin{cases} x_k = f(x_{k-1}) + Gu_{k-1} + w_{k-1} & \text{équation d'état du système} \\ y_k = h(x_k) + v_k & \text{équation de mesure} \end{cases} \quad (3.63)$$

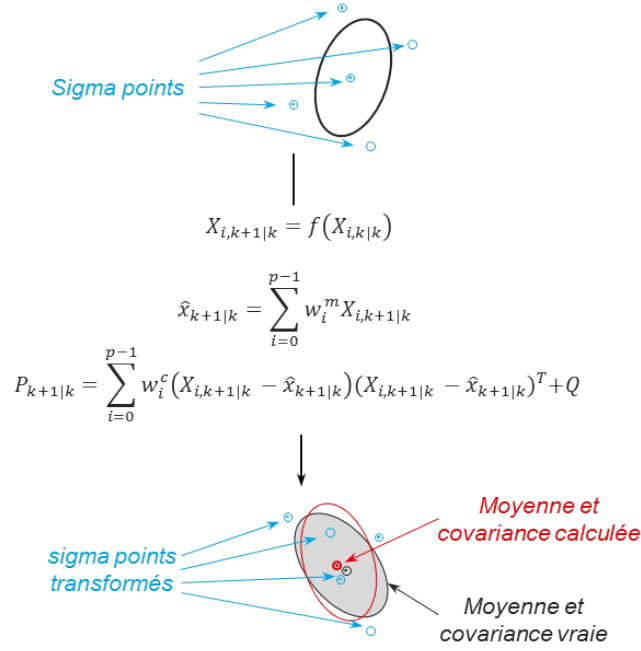


FIGURE 3.21 – Propagation de la moyenne et de la covariance

Prédiction

L'étape de prédiction permet de propager le jeu de points à travers le modèle non linéarisé (cf. équation 3.64). La moyenne et la covariance (cf. équation 3.65 et 3.66) sont ensuite calculées par moyenne pondérée à partir de ces points et de leur poids associés.

$$\text{Pre. } X_{i,k+1|k} = f(X_{i,k|k}) \quad (3.64)$$

$$\text{Moy. } \hat{x}_{k+1|k} = \sum_{i=0}^{p-1} w_i^m X_{i,k+1|k} \quad (3.65)$$

$$\text{Cov. } P_{k+1|k} = \sum_{i=0}^{p-1} w_i^c (X_{i,k+1|k} - \hat{x}_{k+1|k})(X_{i,k+1|k} - \hat{x}_{k+1|k})^T \quad (3.66)$$

Correction

Après l'étape de prédiction, un nouveau jeu de points est généré autour de la moyenne prédite. Celui-ci est utilisé pour calculer les points des mesures

3 Estimation de la dérive du voilier

prédites (cf. équation 3.67) à travers la fonction non linéaire h ainsi que la moyenne pondérée de la mesure prédite (cf. équation 3.68).

$$Y_{i,k+1|k} = h(X_{i,k+1|k}) \quad (3.67)$$

$$\hat{y}_{k+1|k} = \sum_{i=0}^{p-1} w_i^m Y_{i,k+1|k} \quad (3.68)$$

La covariance entre le vecteur d'état et les mesures prédites (cf. équation 3.69) est ensuite calculée ainsi que la covariance de l'innovation (cf. équation 3.70).

$$P_{xy,k+1} = \sum_{i=0}^{p-1} w_i^c (X_{i,k+1|k} - \hat{x}_{k+1|k})(Y_{i,k+1|k} - \hat{y}_{k+1|k})^T \quad (3.69)$$

$$P_{yy,k+1} = \sum_{i=0}^{p-1} w_i^c (Y_{i,k+1|k} - \hat{y}_{k+1|k})(Y_{i,k+1|k} - \hat{y}_{k+1|k})^T \quad (3.70)$$

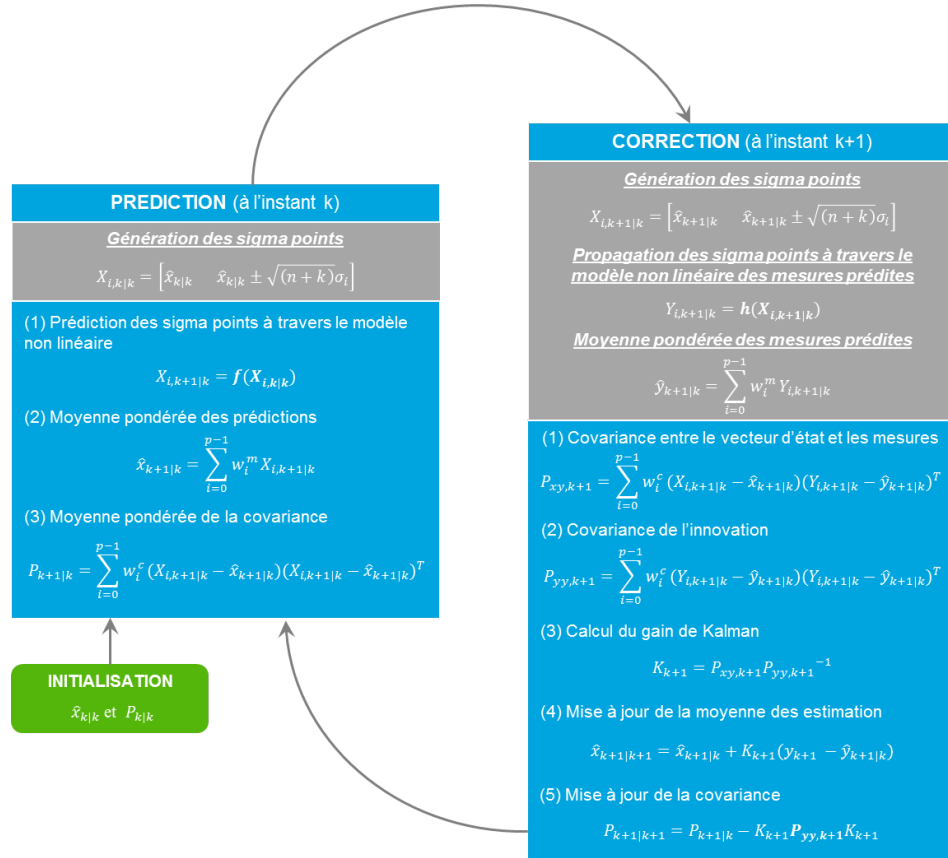


FIGURE 3.22 – Algorithme de l'UKF

3.4 Approche avec le capteur acoustique

Ces informations sont ensuite utilisées pour déterminer la matrice de gain de Kalman, la moyenne et la covariance représentées respectivement par l'équation 3.71, 3.72 et 3.73. Toutes les étapes de l'UKF sont représentées dans la figure 3.22.

$$\text{Gain} \quad K_{k+1} = P_{xy,k} P_{yy,k}^{-1} \quad (3.71)$$

$$\text{Moyenne} \quad \hat{x}_{k+1|k+1} = \hat{x}_{k+1|k} + K_{k+1}(y_{k+1} - \hat{y}_{k+1|k}) \quad (3.72)$$

$$\text{Covariance} \quad P_{k+1|k+1} = P_{k+1|k} - K_{k+1} P_{yy,k} K_{k+1}^T \quad (3.73)$$

Le principal intérêt d'utiliser un UKF par rapport à un EKF est qu'il permet d'aboutir à de meilleurs résultats lorsque les modèles utilisés sont fortement non linéaires et dynamiques. De plus, il permet de s'affranchir du calcul des jacobien des matrices F_k et H_k nécessaire dans l'EKF.

Dans la suite de ce chapitre, les résultats des différents modèles testés sur le jeu de données avec le capteur DVL sont présentés afin d'analyser leur comportement et de sélectionner le type de filtrage optimal pour notre problème.

3.4.4 Modèle 1 : filtre de Kalman avec pré-linéarisation

3.4.4.1 Description

Dans ce modèle nous reprenons la solution présentée dans la première approche en remplaçant cette fois la formule empirique par les données du capteurs DVL. La boucle de rétroaction permet alors de pallier la perte de données du DVL. Une vue d'ensemble du système global est ainsi représentée sur la figure 3.23.

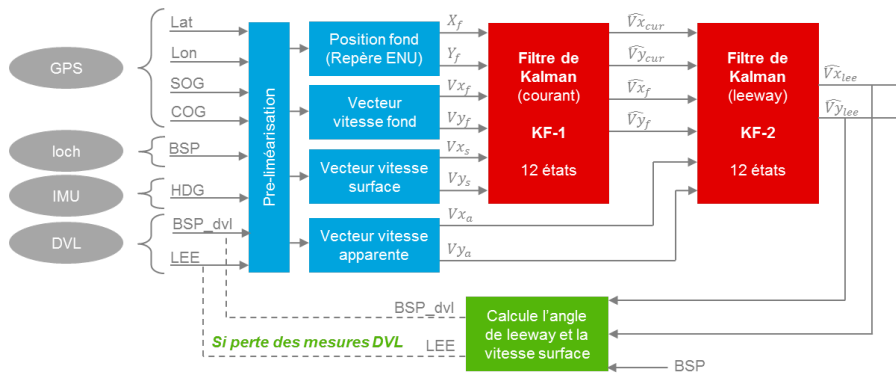


FIGURE 3.23 – Diagramme du modèle 1

Les filtres KF-1 et KF-2 étant identiques aux filtres précédents, la description du vecteur d'état, du vecteur d'observation et des matrices de transition est disponible pour chacun de ces filtres en section 3.2.4.3 et 3.2.4.4.

3 Estimation de la dérive du voilier

Néanmoins, les coefficients des matrices de covariance des bruits de mesures (R) et des bruits du modèle (Q) sont différents. En effet, les erreurs sur les bruits de mesures sont déterminées à partir des erreurs intrinsèques des capteurs et l'erreur sur le modèle est déterminée à partir des approximations faites sur les accélérations pour la phase à analyser. De la même manière que précédemment, nous avons fait une pré-analyse des accélérations fonds, surfaces et apparentes afin de déterminer les variations maximales sur celles-ci. En émettant l'hypothèse que les variations des accélérations suivent une loi normale et que la variation maximale représente la limite des 99%, nous avons déterminé les écart-types et les variances de façon à spécifier l'erreur du modèle sur ces accélérations. Ces erreurs ont ensuite été propagées à travers la période d'échantillonnage t_e sur les vitesses et positions fonds et sur les vitesses surfaces et apparentes.

Notre système a deux phases de fonctionnement : une phase où il estime le courant et le leeway en utilisant les données provenant du DVL et une seconde phase où le système est rebouclé sur lui-même pour continuer à prédire le courant et le leeway lorsqu'il y a une perte de donnée sur la mesure DVL. Puisqu'il y a deux phases nous proposons d'adapter les matrices de covariance des bruits de mesure et des bruits d'état. En effet, lorsque le système est rebouclé l'erreur sur la mesure du leeway ne correspond plus à l'erreur DVL. D'autre part, une confiance plus importante est accordée à la prédiction du courant puisque celui-ci est considéré stable durant la perte de données du DVL. La section suivante présente ainsi les résultats de ce système en distinguant les deux phases, avec et sans données DVL.

3.4.4.2 Résultats

Pour étudier le comportement du système face à une perte de données du capteur DVL, celle-ci est simulée sur une période de 100 secondes, respectivement entre l'échantillon 200 et 300. Les premiers résultats (cf. figure 3.24) montrent l'estimation du courant marin obtenue avec ce système. Afin d'avoir une mesure pour se comparer, un courant brut est calculé à partir de la différence entre le vecteur surface et le vecteur fond. Sur la figure 3.24, les estimations de la vitesse et de la direction du courant, respectivement, $CurR_{kal}$ et $CurD_{kal}$, sont représentées en rouge et la vitesse et la direction du courant brut, respectivement, $CurR_{raw}$ et $CurD_{raw}$, sont représentées en bleu. La comparaison entre ces deux données montre que le modèle permet de stabiliser le courant.

La deuxième figure représente les résultats calculés à partir des sorties du second filtre KF-2 ($BSP_{DVL_{kal}}$ et $Leeway_{kal}$). Cette fois-ci, ces résultats sont tous les deux comparés aux mesures du DVL, respectivement la mesure de vitesse surface $BSP_{DVL_{mea}}$ et l'angle de leeway $Leeway_{mea}$. La mesure de vitesse surface $BSP_{DVL_{mea}}$ représente la norme du vecteur calculée à partir des mesures de vitesses DVL sur l'axe longitudinal et l'axe transversal. Nous

3.4 Approche avec le capteur acoustique

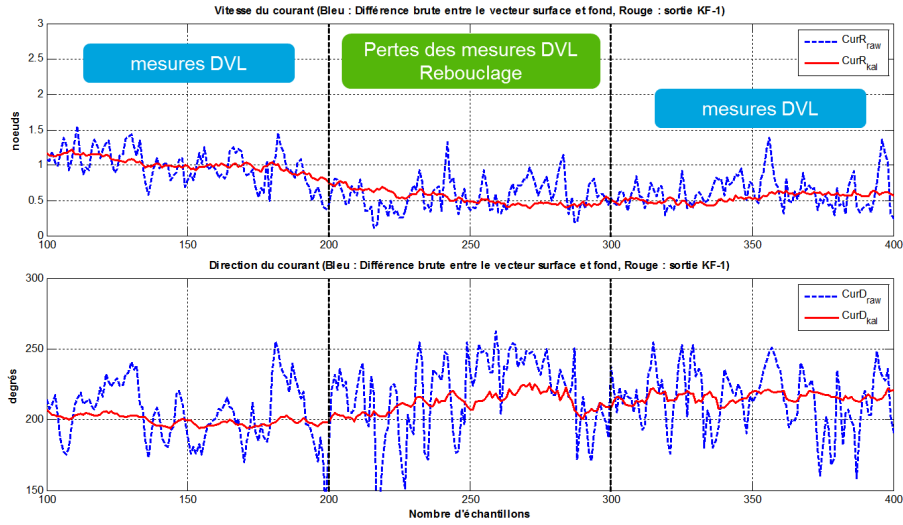


FIGURE 3.24 – Estimation du courant (modèle n°1)

nous apercevons que le lissage du courant, présent en sortie du modèle KF-1, est répercuté sur l'estimation du leeway. D'autre part pour ce modèle, il est difficile d'observer un changement de réponse du modèle lorsqu'il a une perte de données DVL, puisque les estimations sont cohérentes par rapport aux mesures durant toute la période de rebouclage du système.

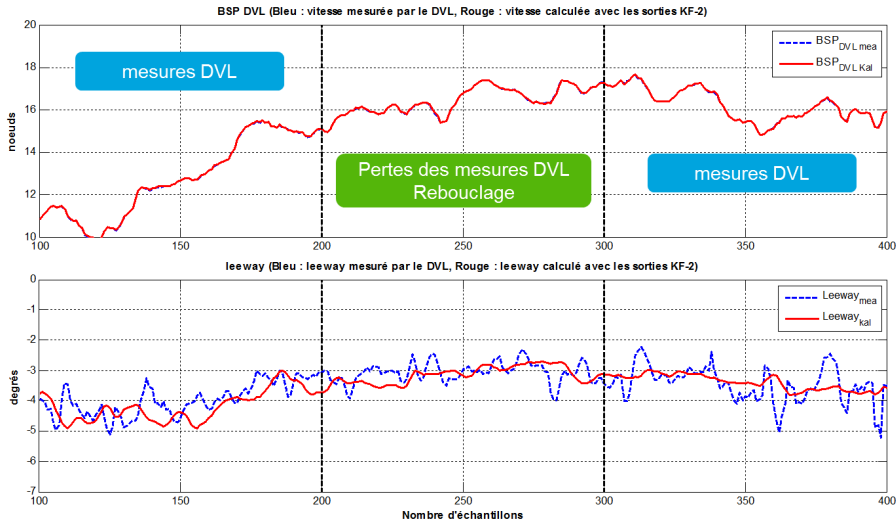


FIGURE 3.25 – Estimation des mesures du DVL (modèle n°1)

Afin de disposer d'un élément de comparaison, le tableau 3.8 représente les écart-moyens entre les données estimées et les données mesurées. Cette

3 Estimation de la dérive du voilier

comparaison ne représente en aucun cas l'erreur de notre modèle et est juste donnée à titre indicatif car nous ne disposons pas des références absolues.

Paramètres	Unité	Ecart	Ecart(%)	Ecart	Ecart(%)
		<i>Phase avec DVL</i>		<i>Phase sans DVL</i>	
CurR	Noeuds	0.022	2.20 %	0.036	2.20 %
CurD	Degrés	5.022	2.45 %	6.449	2.45 %
BSP_{dvl}	Noeuds	0.004	0.03 %	0.001	0.01 %
Leeway	Degrés	0.221	5.57 %	0.078	2.53 %

TABLE 3.8 – Ecart-moyen entre les estimations et les mesures

Par la suite, la même démarche sera utilisée pour présenter les résultats des modèles n°2 et n°3 afin de pouvoir comparer les différents modèles entre eux.

3.4.5 Modèle 2 : filtre de Kalman Etendu

3.4.5.1 Description

Le deuxième système mis en œuvre est construit sur deux filtres de Kalman étendu : le premier estimant le courant et le second estimant le leeway. Le modèle global est représenté sur la figure 3.26. Dans ce modèle, l'étape de pré-linéarisation transformant les données dans un plan cartésien n'est plus nécessaire puisque nous utilisons directement les mesures dans les filtres. Ainsi, la taille du vecteur de mesure et du vecteur d'état a été diminué ; les explications de ces filtres sont données par la suite.

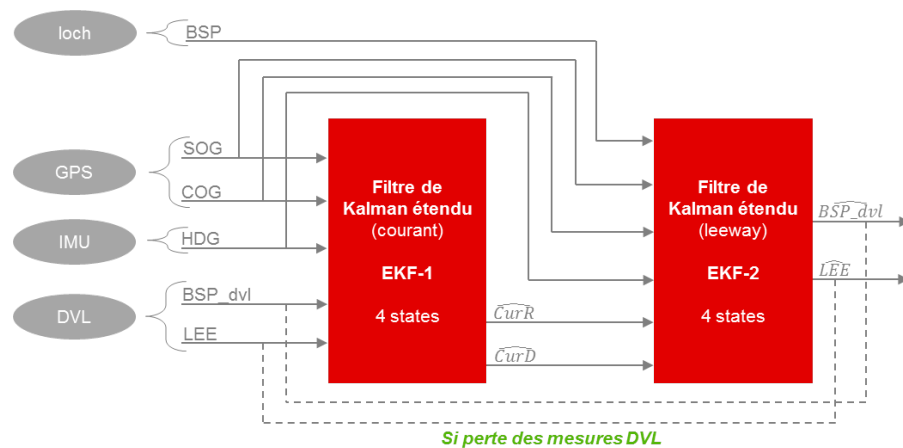


FIGURE 3.26 – Diagramme du modèle 2

3.4 Approche avec le capteur acoustique

EKF-1

Les relations du filtre EKF-1 reposent sur le couple d'équation 3.74 liant le vecteur courant, le vecteur fond et le vecteur surface.

$$\begin{cases} CurR \times \sin(CurD) = SOG \times \sin(COG) - BSP_{dvl} \times \sin(HDG + LEE) \\ CurR \times \cos(CurD) = SOG \times \cos(COG) - BSP_{dvl} \times \cos(HDG + LEE) \end{cases} \quad (3.74)$$

Le système étant linéarisé dans le filtre de Kalman étendu, nous pouvons alors utiliser les 5 mesures disponibles telles quelles, à savoir, SOG , COG , HDG , BSP_{dvl} et LEE en entrées du filtre. De la même manière, la vitesse et la direction du courant respectivement, SOG et COG , peuvent directement être déclarées dans le vecteur d'état. D'autre part, afin d'ajouter un lien entre le vecteur d'état et le vecteur de mesure, nous décidons d'inclure la prédiction du cap du bateau dans le vecteur d'état. Notre filtre de Kalman se compose alors d'un vecteur d'état de taille (1×4) et d'un vecteur de mesure de taille (1×5) pour modéliser le problème. Ces vecteurs sont détaillés dans la figure 3.27.

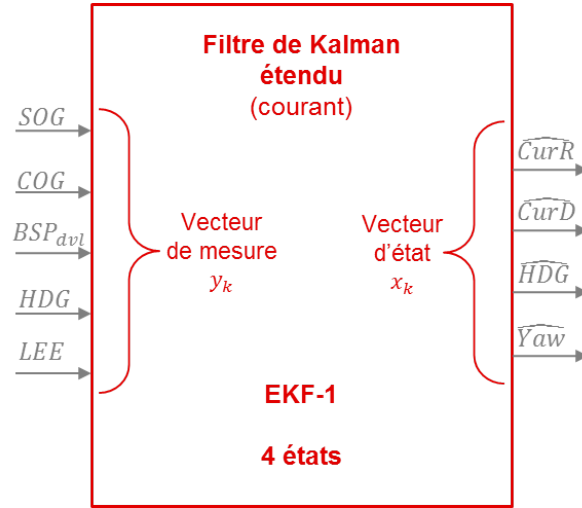


FIGURE 3.27 – Vecteurs de mesure et d'état du filtre EKF-1

Dans ce filtre la matrice F_k est identique à chaque itération puisque la prédiction du vecteur d'état est linéaire. En effet, les hypothèses émises dans notre modèle sont de considérer le courant constant en direction et en vitesse et le cap du bateau HDG évoluant avec une vitesse constante Yaw . La matrice F_k de l'équation 3.75 représente ainsi ces approximations.

$$F_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & t_e \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.75)$$

3 Estimation de la dérive du voilier

La principale difficulté dans ce filtre est de linéariser la matrice liant le vecteur de mesure au vecteur d'état. En effet, cette matrice est déduite à partir des dérivées partielles des fonctions non linéarisées représentant la relation $y_k = H(X_k)$ (cf. annexe B.f).

Pour initialiser les matrices de covariances des bruits de mesure et des bruits de modèle, nous utilisons le même principe que pour les filtres précédents. Toutes les équations de ce filtre sont fournies en annexe B.f.

EKF-2

Le filtre EKF-2 repose sur le système d'équations 3.76 liant le vecteur courant, le vecteur fond et le vecteur surface ainsi que sur la relation entre la vitesse apparente et la vitesse surface. Ce filtre permet d'estimer la vitesse surface BSP_{dvl} et l'angle de leeway LEE .

$$\begin{cases} BSP_{dvl} \times \sin(HDG + LEE) = SOG \times \sin(COG) - CurR \times \sin(CurD) \\ BSP_{dvl} \times \cos(HDG + LEE) = SOG \times \cos(COG) - CurR \times \cos(CurD) \\ BSP = BSP_{dvl} \times \cos(LEE) \end{cases} \quad (3.76)$$

Dans ce modèle, nous disposons de 6 mesures en entrées définissant la vitesse surface (SOG et COG), la vitesse apparente (BSP et HDG) et le courant ($CurR$ et $CurD$). Afin de prédire les mesures du DVL, la vitesse et l'accélération surface (BSP_{dvl} et ACC_{dvl}) ainsi que l'angle de leeway et sa vitesse angulaire (LEE et Vit_{lee}) sont définis dans le vecteur d'état. Le filtre se compose alors d'un vecteur d'état de taille (1×4) et d'un vecteur de mesure de taille (1×6) , illustrés dans la figure 3.28.

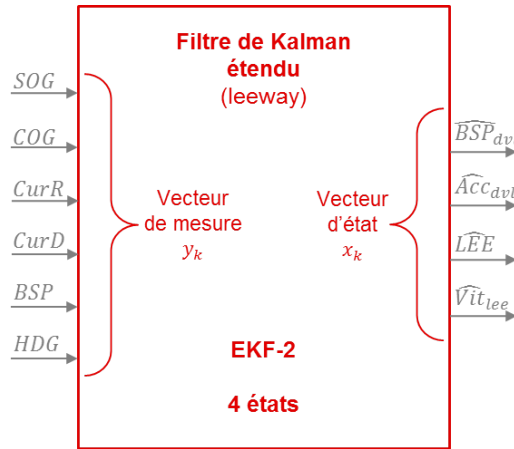


FIGURE 3.28 – Vecteurs de mesure et d'état du filtre EKF-2

3.4 Approche avec le capteur acoustique

Comme pour le filtre EKF-1, la matrice F_k est identique à chaque itération puisque les prédictions du vecteur d'état sont linéaires. En effet, les hypothèses émises dans le modèle EKF-2 sont de considérer l'accélération surface Acc_{dvl} constante et l'angle de leeway évoluant avec une vitesse constante Vit_{lee} pendant la période d'échantillonnage. Cette matrice est représentée par l'équation 3.77.

$$F_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & t_e & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & t_e \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.77)$$

Les relations non linéaires présentées dans l'équation 3.76 sont ainsi mises en œuvre dans l'équation d'observations $y_k = H(X_k)$. Les fonctions non linéaires de la matrice H_k sont détaillées en annexe B.g. De plus, les matrices de covariances des bruits de mesure et des bruits de modèle ainsi qu'un rappel de toutes les équations de ce filtre sont fournies en annexe B.g.

3.4.5.2 Résultats

Les résultats présentés permettent de comprendre le fonctionnement du filtre durant les deux phases de fonctionnement, avec et sans mesures DVL. La perte de données du capteur DVL est simulée comme précédemment entre l'échantillon 200 et 300.

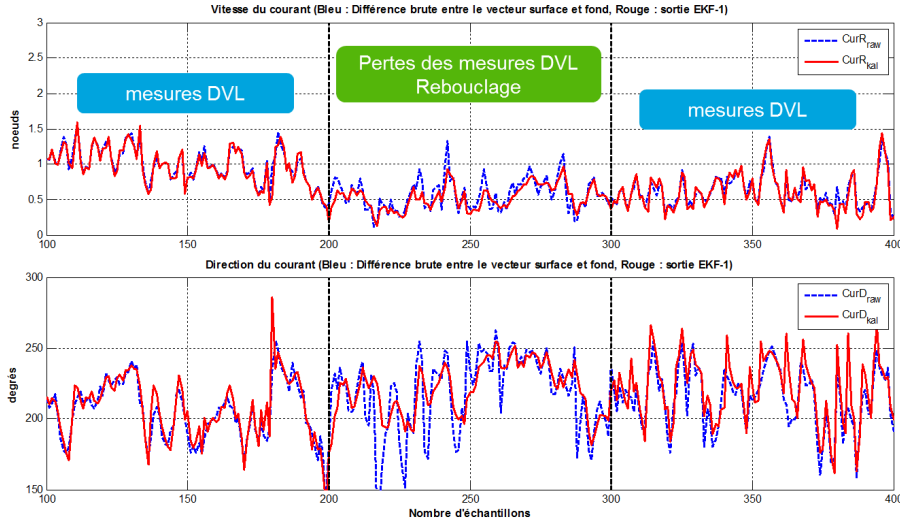


FIGURE 3.29 – Estimation du courant (modèle n°2)

La figure 3.29 représente l'estimation du courant marin obtenue en sortie du filtre EKF-1. Elle est comparée au courant brut calculé à partir de

3 Estimation de la dérive du voilier

la différence entre le vecteur surface et le vecteur fond. Nous pouvons alors constater que lorsque le modèle dispose des mesures DVL, l'estimation du courant (en rouge) suit correctement la valeur brute (en bleu). Lorsqu'une perte de données DVL survient, le choix de modifier les matrices de covariance du bruit de mesure et d'état afin d'accorder plus de confiance dans l'estimation, permet d'obtenir une valeur du courant plus stable sur cette période.

En revanche, sur les résultats concernant la vitesse surface et le leeway (cf. figure 3.30), nous pouvons observer l'instabilité du modèle durant la phase de perte de données DVL. Nous pensons, a priori, que cette instabilité sur la vitesse et le leeway semble provenir du lissage de la direction du courant. En effet, les pics de minimum visibles sur les résultats du leeway sont en phases avec les moments où le courant est le plus lissé. Cela peut s'expliquer par le fait que le second filtre EKF-2 ne dispose pas des valeurs du vecteur fond prédites par le filtre EKF-1. L'estimation du courant faite par le filtre EKF-1 n'est donc plus cohérente avec la valeur du vecteur fond comme c'est le cas dans le modèle n°1.

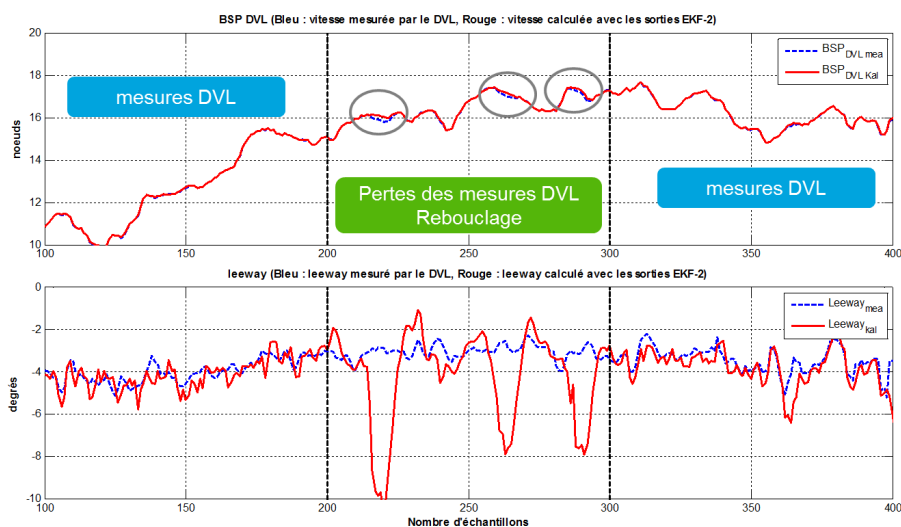


FIGURE 3.30 – Estimation des mesures du DVL (modèle n°2)

De plus, en essayant de contrôler cette erreur en effectuant des tests avec différentes configurations de la matrice de covariance des bruits d'état, nous nous sommes aperçus que la linéarisation par le filtre de Kalman étendu semble très instable pour notre application. Afin de corriger ce problème nous avons opté pour l'utilisation des filtres UKF en remplacement des filtres EKF utilisés précédemment. Le tableau 3.9 représente l'écart moyen entre les estimations faites par notre modèle et les mesures brutes.

3.4 Approche avec le capteur acoustique

Paramètres	Unité	Ecart Ecart(%)		Ecart Ecart(%)	
		Phase avec DVL		Phase sans DVL	
CurR	Noeuds	0.018	1.81 %	0.043	7.54 %
CurD	Degrés	2.026	0.99 %	3.020	1.38 %
BSP_{dvl}	Noeuds	0.001	0.01 %	0.029	0.18 %
Leeway	Degrés	0.141	3.56 %	1.100	35.84 %

TABLE 3.9 – Ecart-moyen entre les estimations et les mesures (modèle n°2)

3.4.6 Modèle 3 : filtre de Kalman Inodore

3.4.6.1 Description

Le dernier modèle proposé est fondé autour de deux filtres UKF, UKF-1 et UKF-2, permettant d'estimer respectivement la vitesse et la direction du courant ainsi que la vitesse surface et l'angle de leeway. Ce système est similaire au modèle n°2 (cf. figure 3.31), les vecteurs d'état et de mesure de ces deux filtres sont identiques. Les configurations des matrices des filtres UKF-1 et UKF-2 sont respectivement fournies en annexe B.f et B.g.

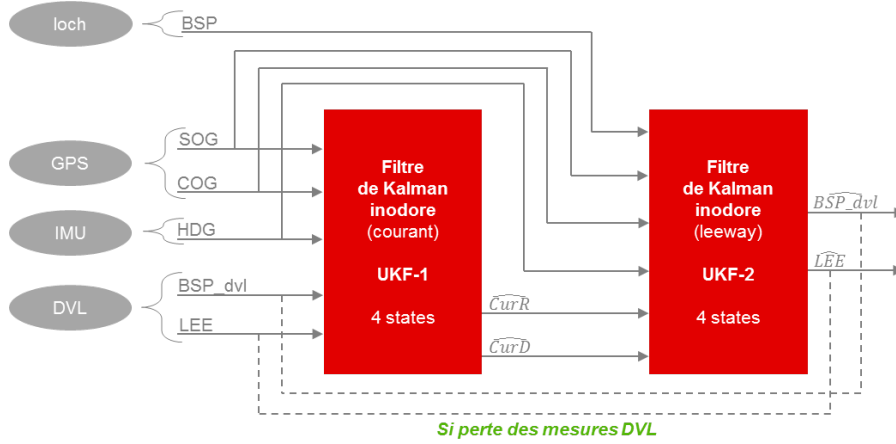


FIGURE 3.31 – Diagramme du modèle 3

La seule différence entre le modèle n°2 et n°3 est la linéarisation des matrices H_k liant le vecteur de mesure au vecteur d'état. En effet, dans les filtres de Kalman EKF-1 et EKF-2 celles-ci sont approximées en calculant les dérivées partielles du premier ordre alors que dans les filtres UKF-1 et UKF-2 les fonctions H_k n'ont pas besoin d'être linéarisées puisqu'elles sont directement utilisées pour propager les sigma points. Le filtre UKF est ainsi plus performant lorsque les systèmes sont fortement non linéaires. Les résultats de ce filtre sont présentés dans la section suivante.

3 Estimation de la dérive du voilier

3.4.6.2 Résultats

Les résultats obtenus avec ce modèle permettent de visualiser les deux phases de fonctionnement du système, avec et sans mesures DVL. La perte de données du capteur DVL est comme précédemment simulée.

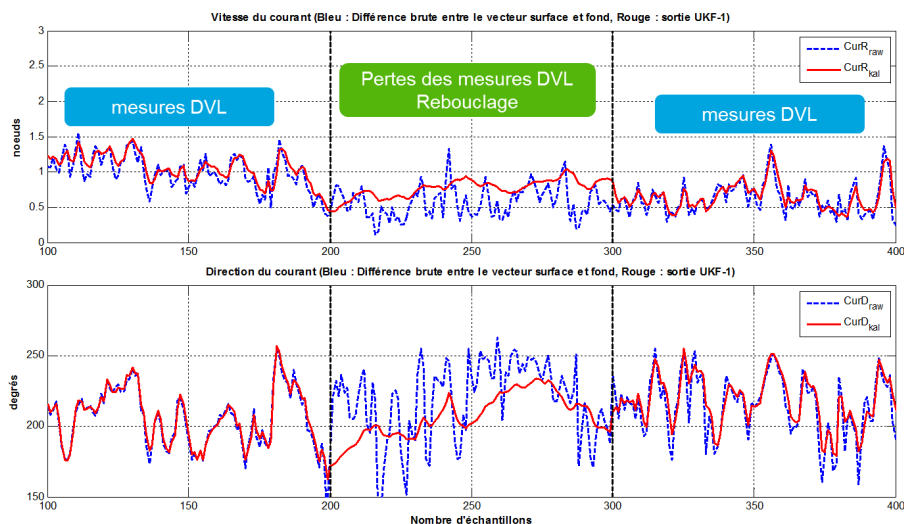


FIGURE 3.32 – Estimation du courant (modèle n°3)

Sur la figure 3.32, l'estimation du courant marin obtenue en sortie du filtre UKF-1 est présentée. Elle est comparée au courant brut calculé à partir de la différence entre le vecteur surface et le vecteur fond. Nous pouvons alors constater que lorsque le modèle dispose des mesures DVL, l'estimation du courant suit bien les mesures du courant en atténuant légèrement les pics de maximum et minimum observés sur la valeur brute. A l'inverse, lors des phases sans mesure DVL, l'estimation du courant ne suit plus les mesures mais lisse complètement celui-ci. Ainsi, des différences importantes entre l'estimation et la mesure peuvent être relevées sur cette période ; la surestimation de la vitesse du courant $CurR$.

En observant les résultats de la figure 3.33, nous pouvons voir que les légères différences entre le courant estimé et le courant mesuré impacte l'estimation de l'angle du leeway. Cela est encore plus visible lors de la perte de données DVL. En effet, le pic présent au début de cette phase provient de la différence importante entre l'estimation et la mesure de la direction du courant. Toutefois, l'absence des nombreuses fluctuations sur l'estimation du leeway, permet de penser que le modèle basé sur l'UKF est plus stable que le modèle utilisant l'EKF. Le tableau 3.10 représente l'écart moyen entre les estimations et les mesures brutes.

3.4 Approche avec le capteur acoustique

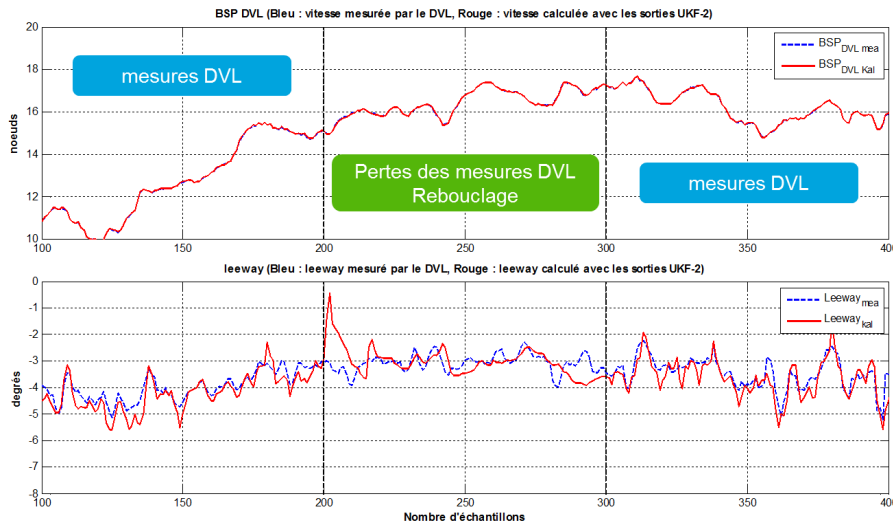


FIGURE 3.33 – Estimation des mesures du DVL (modèle n°3)

Paramètres	Unité	Ecart	Ecart(%)	Ecart	Ecart(%)
		Phase avec DVL		Phase sans DVL	
CurR	Noeuds	0.062	6.26 %	0.196	34.06 %
CurD	Degrés	1.162	0.57 %	11.386	5.22 %
BSP_{dvl}	Noeuds	0.006	0.05 %	0.002	0.01 %
Leeway	Degrés	0.226	5.69 %	0.051	1.64 %

TABLE 3.10 – Ecart-moyen entre les estimations et les mesures (modèle n°3)

3.4.7 Conclusion

Cette seconde approche avec un capteur DVL a permis de tester plusieurs modélisations des déplacements du voilier dans le but d'obtenir l'estimation de la vitesse et de la direction du courant marin ainsi que l'estimation de la vitesse surface et de l'angle de leeway. Dans chacun de ces cas, les résultats ont été comparés à des mesures et non aux références vraies puisque celles-ci ne sont pas disponibles. D'autre part, les tests ont été réalisés sur une seule phase (où le trimaran naviguait au près) puisque nous disposons d'un seul jeu de données avec des mesures DVL.

Dans un premier temps, cette étude met en évidence l'imprécision des mesures et l'intérêt de fusionner les données avec un modèle afin de les améliorer. En effet, en admettant l'hypothèse que le courant soit stable durant une certaine période, les variations observées sur la vitesse et la direction du courant calculées à partir des mesures du GPS, du DVL et de la centrale inertielle correspondent aux bruits de mesure et perturbations présents sur

3 Estimation de la dérive du voilier

ces différents capteurs. La mise en place d'un modèle est alors nécessaire pour supprimer les bruits de mesure afin d'obtenir une valeur fiable du courant.

D'après les résultats obtenus pour les trois modèles, le premier modèle s'appuyant sur les filtres de Kalman classique se révèle être le plus stable dans toutes les conditions (avec et sans mesures DVL). Néanmoins, le lissage important sur l'estimation du courant induit une réaction plus lente du système ; cela peut être un inconvénient pour prendre en compte une mesure du leeway en temps réel. Les deux autres modèles semblent quant à eux plus réactifs mais ils ont l'inconvénient d'être plus instables durant la période de perte de données DVL. De plus, la complexité de mise en œuvre du système basé sur les filtres de Kalman étendu, notamment pour calculer les dérivés partielles du premier ordre, ne privilégie pas son utilisation. Une solution envisageable pourrait être un compromis entre le modèle n°1 et n°3 : le modèle basé sur les filtres UKF pourrait être utilisée pendant les phases avec mesure DVL afin d'être plus réactif et le modèle basé sur les filtres de Kalman classiques serait utilisé afin d'avoir une valeur de leeway plus stable pendant les phases de pertes de données DVL. Ainsi, ces algorithmes pourraient facilement être mis en œuvre dans une centrale de navigation ouverte, justement conçue pour être générique et flexible. Dans tous les cas, les références absolues du courant marin, de la vitesse surface du navire et du leeway sont nécessaires pour faire ce choix.

3.5 Conclusion

Depuis plusieurs décennies, la mesure du leeway reste une des problématiques majeures de l'analyse des performances. En effet, cette composante est difficilement mesurable sur un voilier. C'est pourquoi, par nos travaux, nous avons voulu explorer une nouvelle approche pour identifier ce paramètre.

La première approche, proposée et testée sur un jeu de données simulées, a permis de valider le principe de notre système en se basant sur la formule empirique du leeway. Malheureusement, l'incertitude sur le paramètre k de cette formule n'étant pas connue, celle-ci n'est pas utilisable dans l'état. Pour résoudre ce problème l'utilisation d'un capteur supplémentaire, un DVL, semble la meilleure solution. Bien que ce capteur soit capable de mesurer la vitesse transversale du navire, sa mesure est soumise à de nombreuses perturbations (bulles d'air dans l'écoulement de l'eau, mauvais alignement par rapport à l'axe du voilier, capteur hors de l'eau...). Ces perturbations peuvent entraîner la perte de mesures du DVL pendant une certaine période. Afin d'atténuer les erreurs sur cette mesure, nous proposons donc de la coupler avec notre modèle.

Dans la seconde approche, nous avons ainsi testé et comparé différents modèles couplés avec les mesures DVL afin de déterminer la solution optimale à notre problème. Les relations permettant de fusionner les paramètres

désirés étant non linéaires, il nous a paru important de comparer plusieurs modèles de linéarisation afin d'obtenir la meilleure solution. D'après les résultats obtenus un compromis entre le modèle basé sur les filtres de Kalman classiques et le modèle basé sur les filtres UKF semble la meilleure solution. Malheureusement, le manque de références absolues ne nous permet pas de valider complètement l'optimalité de notre solution.

Le manque de références concernant la mesure du vent et du courant sur le plan d'eau a toujours été un obstacle pour l'analyse de nos travaux mais aussi pour l'analyse des performances au sein du Groupama sailing team. Pour pallier ce manque de références, nous avons décidé de développer un système embarqué multi-supports ayant vocation à être intégré aussi bien sur des bouées équipées de différents capteurs que sur un voilier en tant que centrale de navigation. L'intérêt étant de disposer de plus de références sur le plan d'eau.

UN SYSTÈME D'ANALYSE DES PERFORMANCES

Sommaire

4.1	Introduction	90
4.2	Centrale de navigation	92
4.2.1	Introduction	92
4.2.2	Architecture Matérielle	92
4.2.3	Architecture Logicielle	96
4.2.4	Conclusion	99
4.3	Applications	100
4.3.1	Introduction	100
4.3.2	Semi-rigide	101
4.3.3	Class C	103
4.3.4	Résultats	107
4.3.5	Conclusion	109
4.4	Conclusion	110

4.1 Introduction

Dans le domaine de la course au large ou de la régate, plusieurs systèmes embarqués sont disponibles pour analyser les performances du bateau en temps réel. Ces systèmes vont du gps seul, pour la voile légère, jusqu'à la centrale de navigation connectée à de multiples capteurs pour les voiliers les plus imposants. Dans les centrales de navigation les plus performantes, nous retrouvons la centrale « WTP3 » [B&G, 2013], la centrale « Bravo3 Processor » [BravoSystems, 2013] développée pour la coupe de l'America, la centrale « Lightwave Realtime Processor » [Cosworth, 2013] ou encore la centrale « Processor Regatta » [nke, 2013]. Bien que la plupart des voiliers de course utilisent désormais ces systèmes, les limites de ces derniers sont souvent atteintes lorsque l'analyse des performances nécessite l'ajout de nouveaux capteurs ou l'implantation de nouveaux algorithmes sur la centrale. En effet, ces systèmes peuvent être considérés comme « fermés » puisque leurs entrées sont souvent protégées par des protocoles propriétaires ; ce qui restreint l'utilisation des capteurs à ceux prédéfinis pour la centrale de navigation. De plus, dans ces centrales, nous sommes usuellement limités à modifier les calibrations des capteurs. Il est alors impossible d'implanter sa propre chaîne de mesure du vent, excepté, sur la centrale « Lightwave Realtime Processor » permettant de concevoir une chaîne de correction du vent, limitée à l'utilisation des outils mathématiques proposés. Un des autres inconvénients de ces centrales de navigation est leur consommation élevée (e.g. 6 W pour le WTP3 sans ces capteurs [Seddon et Sugden, 2010a], soit une consommation journalière de 144 Wh/j). Celles-ci étant alimentées par des batteries, elles même rechargées à l'aide d'un moteur thermique, la quantité de carburant embarquée à bord du navire dépend donc aussi de la consommation de la centrale de navigation. Ainsi, une diminution de la consommation des centrales améliorera les performances du bateau car celui-ci sera plus léger (moins de carburant).

Un des objectifs de la thèse a été de développer une centrale de navigation « ouverte », destinée à un voilier de type VOR70, afin de disposer d'un support nous permettant de mettre en œuvre notre chaîne de mesure du vent. La conception de ce prototype nous a alors permis de proposer une centrale de navigation faible consommation capable d'interagir avec de nombreux capteurs et disposant d'une puissance de calcul suffisante pour implanter nos algorithmes de correction du vent. Cependant, les changements d'orientation du Groupama sailing team, nous ont amené à ré-adapter nos travaux pour leur besoins. En effet, au milieu de ma thèse, la perspective d'une participation à une deuxième Volvo Ocean Race n'était plus d'actualité. Un des nouveaux challenges de l'équipe était alors de participer et gagner la petite coupe de l'America. Cette course est une régate se disputant sur des catamarans de 7.62 m de long et 3 m de large, appelés « Class C », et ayant la particularité d'avoir une aile rigide comme voile. Les besoins de

l'équipe en termes d'analyse des performances ont ainsi évolué. En effet, leur souhait était de disposer d'une centrale de navigation sur le catamaran et d'une référence du vent sur le plan d'eau.



FIGURE 4.1 – Exemple de GPS avec afficheur (Velocitek, SC-1)

Hélas, les systèmes actuellement proposés pour la voile légère se contentent généralement de regrouper un afficheur et un GPS dans un boîtier étanche (cf. figure 4.1). D'autre part, les centrales de navigation existantes, du fait de leur encombrement conséquent et de leur consommation imposante, sont difficilement adaptables sur de petits voiliers. C'est pourquoi, de nouvelles solutions [Boehm *et al.*, 2013] sont en cours de développement afin d'améliorer l'analyse des performances dans le cadre de la voile légère. Enfin, un autre inconvénient pour cette analyse est que nous ne disposons pas de mesure du vent sur le plan d'eau. En effet, ces voiliers ne sont pas équipés d'un capteur de vent puisque ceux-ci ne disposent pas de centrale de navigation et que ce capteur est jugé trop pénalisant en termes de performances (poids et encombrement) sur ces embarcations.

Afin de répondre aux attentes du Groupama sailing team, nous avons donc adapté notre prototype de centrale de navigation pour l'implanter sur le Class C (cf. figure 4.2) afin de mesurer différents paramètres physiques de celui-ci et sur un semi-rigide (petit bateau à moteur) pour disposer d'une mesure du vent sur le plan d'eau. La première solution pour obtenir cette dernière mesure était d'intégrer notre prototype sur une bouée instrumentée avec plusieurs capteurs (capteur de vent, GPS, IMU...). Dans ce cas, les mesures disponibles en sortie ne sont pas des « références absolues » mais ont l'avantage d'être moins perturbées que sur un voilier. Malheureusement, le temps imparti pour ce projet n'a pas permis de concevoir la structure d'une bouée instrumentée. Aussi, la mesure du vent a été réalisée sur un semi-rigide ; lorsque celui-ci est au mouillage, cela est similaire à la mesure

4 Un système d'analyse des performances

du vent sur une bouée. Finalement, notre centrale de navigation « ouverte » peut être vue comme un système multi-supports puisqu'elle est aussi bien destinée à être utilisée en tant que centrale de navigation sur tout type de voiliers (imposants ou légers) ou en tant que système de mesure sur un semi-rigide ou une bouée instrumentée.



FIGURE 4.2 – Centrale de navigation sur le catamaran

Dans la première partie de ce chapitre, nous décrirons ainsi la conception matérielle et logicielle de cette centrale de navigation multi-supports. La suite est consacrée à l'intégration de ce système, respectivement, sur le semi-rigide et sur le Class C, en développant les résultats associés. Nous concluons ce chapitre sur les apports et les perspectives d'évolution de ce système.

4.2 Centrale de navigation

4.2.1 Introduction

Dans la section suivante, il s'agit d'expliquer le fonctionnement de cette centrale de navigation. Tout d'abord nous commencerons par détailler l'architecture matérielle utilisée permettant de répondre aux contraintes et aux ambitions de notre projet. Cette plateforme a pour objectif d'être « ouverte » et aisément modifiable ; c'est pourquoi nous nous attarderons à présenter l'architecture logicielle de ce système. Enfin, nous concluons sur le rôle de ce système au sein du Groupama sailing team.

4.2.2 Architecture Matérielle

L'architecture de cette centrale de navigation a été définie à partir d'un compromis entre le nombre de périphériques disponibles, la puissance de calcul nécessaire et la consommation du système. En effet, le nombre de périphériques et la puissance de calcul disponibles sur cette centrale de navigation doivent être conséquents. Pour spécifier nos besoins, nous sommes partis de la configuration requise au fonctionnement d'un VOR70.

4.2.2.1 Spécifications des besoins

Premièrement, en termes de périphériques nécessaires, cette plateforme doit disposer de 6 UARTs afin de communiquer avec les différents équipements suivant :

- 2 GPS, le principal et celui de secours
- 2 IMU, la principal et celle de secours
- les afficheurs
- équipement supplémentaire (AIS, pilote automatique ou autre...)

La connexion des deux anémomètre-girouettes, principal et secondaire, nécessite quant à elle 6 entrées multiplexées sur un convertisseur analogique numérique d'une résolution minimum de 12 bits (permettant une précision inférieure au mV) pour l'acquisition de l'angle du vent et 2 entrées numériques pour l'acquisition de la vitesse du vent. De même, 2 autres entrées numériques doivent être disponibles pour assimiler les données d'un loch en bâbord et d'un loch en tribord. Aussi, un bus CAN et des entrées analogiques supplémentaires (au minimum de 2 pour les capteurs d'angle des safrans) doivent être disponibles pour connecter des capteurs additionnels. De plus, afin d'enregistrer les données sur une carte SD une liaison avec celle-ci est indispensable et s'effectue généralement via un bus SPI ou SDIO. Enfin, pour assurer une communication avec un ordinateur, une tablette ou un smartphone à travers un câble ou une liaison sans fil, une connexion ethernet est nécessaire. Le tableau 4.1 résume tous les périphériques nécessaires à notre plateforme.

Périphériques	Nb.	Capteurs / équipements
UART	6	2 GPS, 2 IMU, afficheurs, 1 AIS ou autre
Entrées analogiques	8	2 girouettes, 2 capteurs d'angle
Entrées numériques	4	2 anémomètres, 2 loch
SPI ou SDIO	1	carte SD
Bus CAN	1	capteurs additionnels
Ethernet	1	ordinateur, tablette ou smartphone

TABLE 4.1 – Configuration minimum requise

D'autre part, la complexité des algorithmes de calcul du vent nécessite de disposer d'une unité de calcul en virgule flottante (FPU, Floating Point Unit) afin que le système soit en mesure de fonctionner avec la fréquence de travail désirée. Enfin, pour ne pas surdimensionner le processeur avec un facteur trop important, une estimation préalable du nombre d'opérations par seconde (MOPS) d'une centrale de navigation a été calculée; environ 1.08 MOPS sont nécessaires pour un fonctionnement à une fréquence d'acquisition de 10 Hz (suffisante pour le calcul du vent). La plateforme étant amenée à être utilisée pour des applications futures, nous considérons un facteur d'évolution

4 Un système d'analyse des performances

de 10 ce qui correspond à 10.8 MOPS ; la plateforme doit être capable de fonctionner avec une fréquence d'acquisition de 100 Hz. Ainsi, nous pourrions nous satisfaire d'un processeur capable de traiter ce nombre d'opérations en plus d'acquérir les données des différents capteurs.

Un autre besoin est de minimiser la consommation du système par rapport aux centrales de navigations existantes. La consommation de la centrale WTP3, équivalente à 6 W, a été prise en référence ; l'objectif est de réduire cette consommation.

4.2.2.2 Choix de l'architecture

Afin de respecter les spécifications précédentes, notre choix s'est porté sur le microcontrôleur STM32F407 [ST, 2011a] architecturé autour du cœur de processeur Cortex-M4 [ARM, 2013]. Ce cœur, développé par la société ARM, a l'avantage de posséder une FPU permettant au microcontrôleur d'effectuer les opérations flottantes en très peu de cycles : addition et soustraction en 1 cycle, multiplication en 3 cycles, division et racine carré en 14 cycles [ST, 2012]. D'autre part, la grande diversité des périphériques présents sur le microcontrôleur STM32F407 (2 bus CAN, 6 UARTs, 3 SPI...) permet de répondre à nos besoins en termes d'acquisition de capteurs et de communication avec divers équipements (PC, afficheurs...). Le schéma simplifié de l'architecture de ce microcontrôleur est donné sur la figure 4.3. En plus de convenir à nos besoins en termes de puissance de calcul et de périphériques disponibles, ce microcontrôleur possède de très intéressantes caractéristiques en termes d'efficacité énergétique. Pour donner un ordre de grandeur de la consommation de ce microcontrôleur, d'après sa documentation technique [ST, 2011a], il consomme 93.1 mA sous 3.3 V, soit 0.307 W avec tous les périphériques actifs, une horloge externe de 4 MHz et une fréquence de fonctionnement de 168 MHz. Cette faible consommation a pu se

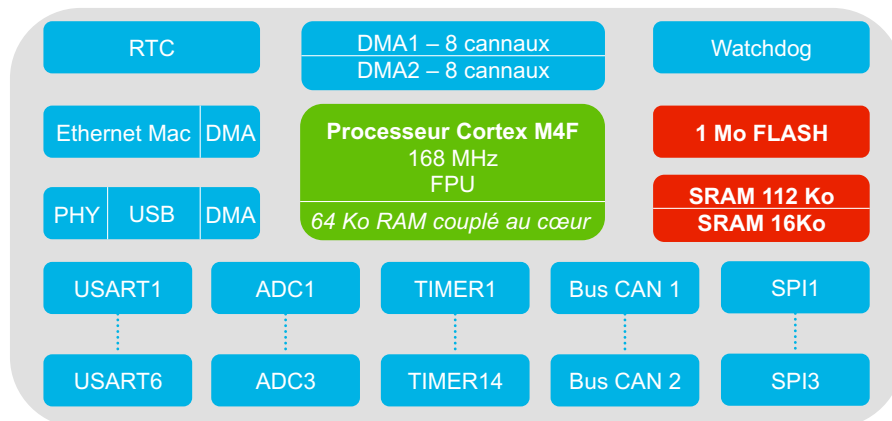


FIGURE 4.3 – Architecture simplifiée du STM32F407

4.2 Centrale de navigation

vérifier par les mesures de notre système complet. En effet, notre centrale de navigation seule (sans les capteurs et sans le module wifi) consomme en moyenne 81 mA sous 12 V, soit 0.972 W ; cela représente 6 fois moins que la centrale WTP3. Afin de disposer d'une liaison sans fil, nous avons ainsi pu ajouté un module wifi consommant 3 W dans notre configuration [Ubiquiti, 2013] ; notre centrale de navigation avec un module wifi est toujours inférieur de 33 % par rapport aux centrales existantes.

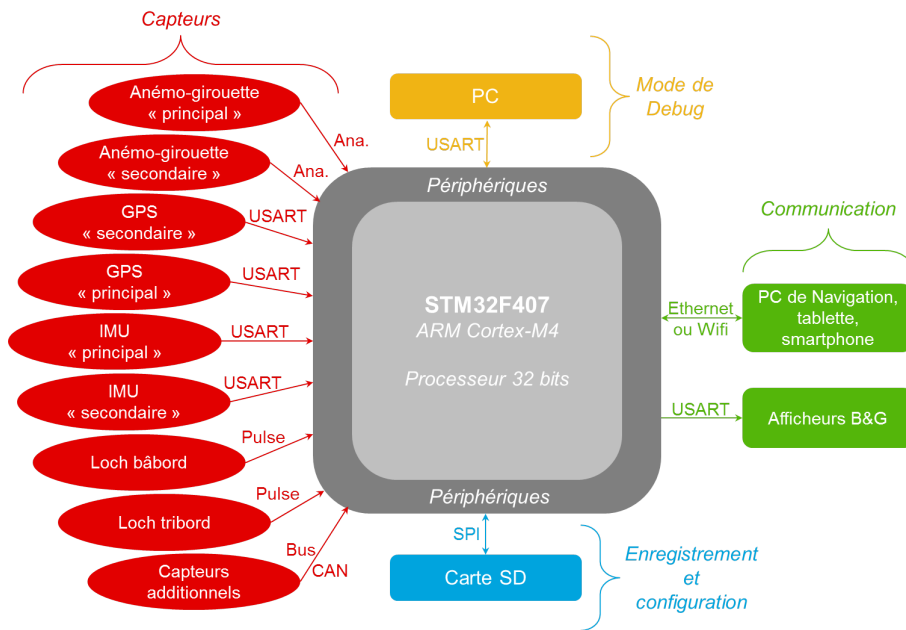


FIGURE 4.4 – Architecture de la centrale de navigation

À partir de ce composant, nous sommes capables de réaliser l'acquisition des capteurs présents sur un voilier de compétition de type VOR70 ; nous pouvons connecter deux capteurs de vent (principal et secondaire), deux GPS, deux IMUs, deux loch (bâbord et tribord). De plus, des capteurs supplémentaires peuvent être connectés à travers un bus CAN ou les entrées analogiques restantes. Une fois les données traitées, elles sont enregistrées sur une carte SD à travers une liaison SPI. Enfin, pour analyser les performances du bateau en temps réel, une liaison série permet la visualisation des mesures sur des afficheurs (B&G dans notre cas) et une liaison ethernet ou wifi est disponible pour récupérer les données sur un ordinateur, une tablette ou un smartphone. Un exemple d'architecture de notre centrale de navigation est illustré sur la figure 4.4 ; une communication série est ajoutée afin de disposer d'un mode de « Debug ». La configuration maximale du nombre d'équipements pouvant être connecté à la centrale est fournie dans le tableau 4.2 ; le microcontrôleur sélectionné répond alors aux exigences souhaitées en termes de connectivité. Les deux bus CAN présents sur celui-ci permettent l'ajout de 60 capteurs avec les bus CAN définis en mode « high speed ».

Périphériques	Nb.	Capteurs / équipements
UART	6	capteur avec sortie série
Entrées analogiques	9	capteur avec sortie analogique
Entrées numériques	15	capteur avec sortie numérique
Sorties numériques	15	commande d'alarmes
SPI	1	carte SD
I2C	1	capteur avec sortie I2C
Bus CAN	2	capteur avec sortie CAN
Ethernet	1	ordinateur, tablette ou smartphone

TABLE 4.2 – Configuration maximale de la centrale de navigation

Après la prise en main de ce microcontrôleur sur une carte de développement [ST, 2011b], la centrale de navigation a été développée autour d'une carte mère [Wvshare, 2012] (cf. figure 4.5) comportant le STM32F407, un oscillateur externe à 8 MHz, une horloge à 32.768 kHz pour générer l'horloge temps réel (RTC) et une interface pour sa programmation. Les applications présentées plus loin dans la thèse ont nécessité la réalisation de deux cartes filles, respectivement, pour la centrale de navigation sur le Class C et pour le système de mesure sur le semi-rigide.

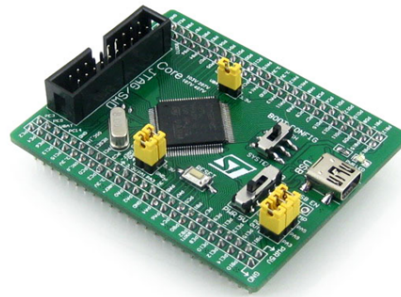


FIGURE 4.5 – Carte mère « Core407V »

4.2.3 Architecture Logicielle

La centrale de navigation se veut évolutive car nous souhaitons pouvoir implanter différents algorithmes ou encore connecter différents capteurs. Dans tous les cas, une modification du code implanté dans le microcontrôleur est nécessaire pour satisfaire ce besoin. Aussi, pour faciliter la modification du code à chaque évolution de la centrale de navigation, nous avons choisi d'utiliser un système d'exploitation temps réel (Real Time Operating System, RTOS) portable et de faible empreinte. Ainsi, l'architecture logicielle peut être organisée en plusieurs tâches de manière à être facilement modi-

fiable. Un autre intérêt d'utiliser un système d'exploitation est d'optimiser la portabilité du code dans le cas où le microcontrôleur sélectionné deviendrait obsolète. De cette manière, toute l'application n'est pas à reprogrammer. Néanmoins, l'ajout d'un OS ralentit et alourdit l'application en termes de ressources utilisées (mémoire, processeur) ; il est alors nécessaire que celui-ci dispose d'une faible empreinte. C'est pourquoi nous avons sélectionné le système d'exploitation FreeRTOS.

FreeRTOS

FreeRTOS [Barry, 2013] est un système d'exploitation temps réel dédié aux systèmes embarqués à faible mémoire. Son principal atout est sa faible empreinte puisque l'image compilée du noyau est comprise entre 4 ko et 9 ko en fonction des configurations. En effet, des options de configurations permettent notamment d'utiliser l'OS en mode préemptif, coopératif ou hybride. D'autre part, il est portable sur plusieurs architectures allant du processeur 8 bits au processeur 32 bits. Actuellement il est porté sur 34 architectures dont le processeur 32 bits ARM Cortex-M4F utilisé sur le microcontrôleur STM32F407.

L'ordonnanceur, ayant pour rôle de définir la tâche à exécuter à un temps donné, est appelé périodiquement d'après une durée prédéfinie en fonction de l'application ou lors d'événements asynchrones (libération d'une ressource). À chaque appel de l'ordonnanceur, la tâche de plus haute priorité s'exécute mais dans le cas où plusieurs tâches sont de même priorité, elles seront exécutées d'après l'algorithme d'ordonnancement « round robin ». D'autre part, lorsque le mode préemptif est activé, l'ordonnanceur est capable de stopper l'exécution d'une tâche afin de permettre à une tâche de plus haute priorité d'être exécutée (e.g. traitement d'interruption). Afin de définir le déroulement de l'application, chaque tâche est définie avec un nom, un niveau de

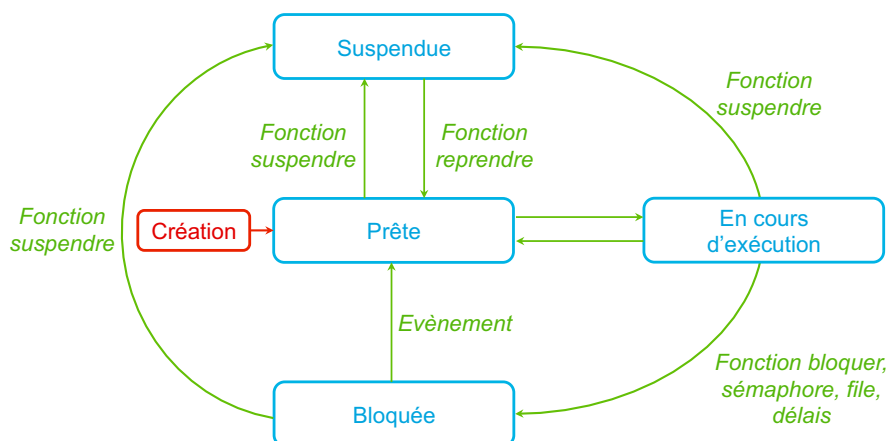


FIGURE 4.6 – Etat des tâches

priorité et une taille mémoire à ne pas dépasser. Celles-ci peuvent prendre quatre états différents : *prête*, *en cours d'exécution*, *bloquée*, *suspendue* (cf. figure 4.6).

À partir de ce système d'exploitation portatif, de faible empreinte et préemptif, nous avons ainsi proposé un découpage de l'application d'une centrale de navigation en plusieurs tâches.

Diagramme des tâches

L'avantage de diviser l'application en plusieurs tâches est de faciliter et d'optimiser le temps consacré à modifier le programme du microcontrôleur lors de l'ajout de nouvelles fonctionnalités. L'application est alors divisée en quatre tâches principales synchronisées les unes avec les autres à l'aide de sémaphores : la tâche d'acquisition, la tâche de traitement, la tâche de stockage et la tâche de communication (cf. figure 4.7). Ces quatre tâches s'exécutent ainsi, séquentiellement, à une fréquence de 10 Hz, suffisante pour calculer correctement le vent réel. Nous présentons dans cette partie une description de chacune de ces tâches.

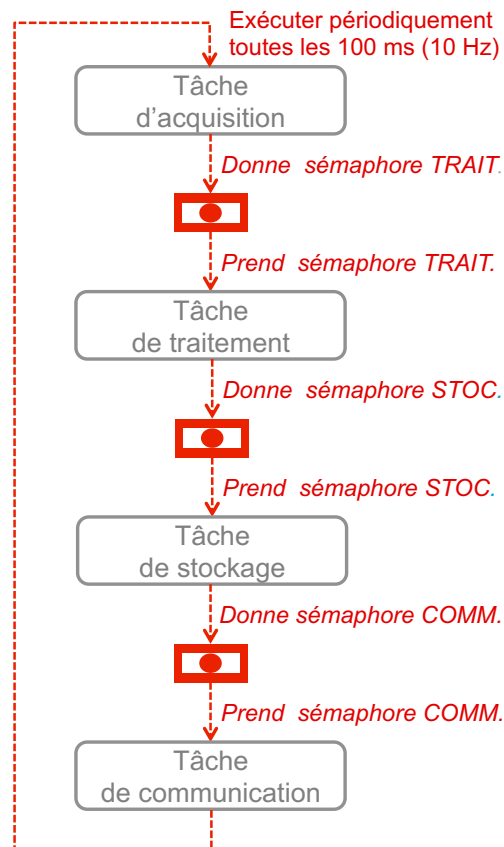


FIGURE 4.7 – Diagramme des tâches principales

Tâche d'acquisition : Son rôle est de convertir les données provenant des capteurs analogiques et de mettre à jour les dernières données réceptionnées sur les capteurs numériques. Cette tâche est exécutée périodiquement à une fréquence de 10 Hz.

Tâche de traitement : La tâche de traitement s'exécute après la mise à jour de toutes les données . Elle effectue les calculs nécessaires à l'application : calibration, correction des mesures, calcul du vent réel, filtrage des données...

Tâche de stockage : Cette tâche s'exécute une fois toutes les données traitées. Ces dernières sont enregistrées dans un fichier au format CSV sur la carte SD. Ce fichier est primordial pour analyser les performances en post-traitement.

Tâche de communication : Le rôle de cette dernière tâche est de transmettre les données désirées (brutes ou corrigées) sur une liaison série pour le mode « debug » ou sur une liaison ethernet pour la télémétrie.

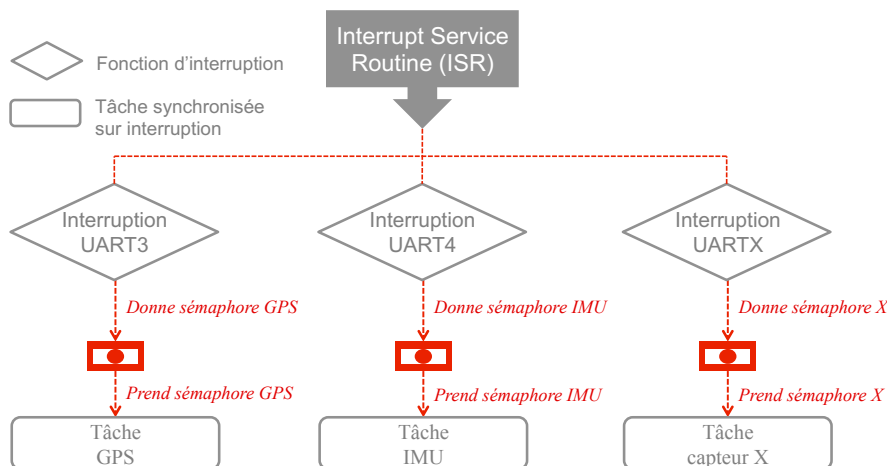


FIGURE 4.8 – Diagramme des tâches secondaires

D'autre part, pour recevoir les données provenant des capteurs numériques, il est nécessaire de disposer de tâches synchronisées sur les interruptions (cf. figure 4.8) ; ces tâches analysent les trames reçues afin de décoder les informations transmises par ces capteurs.

4.2.4 Conclusion

La centrale d'acquisition proposée respecte bien les contraintes imposées pour son utilisation, à savoir, un système « ouvert » pour l'analyse des performances. En effet, le microcontrôleur sélectionné dispose de nombreux périphériques permettant l'acquisition des capteurs désirés et une FPU pour

4 Un système d'analyse des performances

implanter les calculs les plus complexes, comme par exemple les différents types de filtres de Kalman. De plus, la faible consommation de notre système (≈ 1 W) diminue de 80% la consommation par rapport à la centrale de navigation WTP3 ce qui n'est pas négligeable sur une journée de navigation (24 Wh/j au lieu de 144 Wh/j). Ceci nous a permis d'alimenter notre système avec des batteries de taille raisonnable (présentées par la suite); cela représente un atout considérable pour équiper des embarcations dédiées à la voile légère. Finalement, ce n'est plus le calculateur qui consomme le plus mais les différents équipements : module wifi ubiquiti (≈ 3 W), GPS MR-350 (≈ 0.350 W), IMU xsens (≈ 0.350 W), anémomètre-girouette B&G (≈ 0.100 W), afficheur B&G (entre 0.235 W et 0.935 W en fonction de la luminosité). D'autre part, l'architecture logicielle présentée, basée sur le système d'exploitation FreeRTOS, permet d'organiser l'application dans un ensemble de tâches exécutées indépendamment les unes des autres. L'intérêt étant de faciliter l'extension de l'application afin de s'adapter rapidement aux changements et/ou modifications des fonctionnalités proposées par la centrale de navigation. Le prototype proposé pour cette centrale de navigation est donc aussi bien adapté pour des voiliers imposants (e.g. VOR70) que pour des voiliers légers.

Dans cette section, nous avons présenté l'architecture de la centrale de navigation pour un VOR70. Néanmoins, notre système n'a pas pu être appliqué sur ce type de support car le Groupama sailing team n'était plus sur l'objectif d'une nouvelle Volvo Ocean Race. Aussi, c'est dans le cadre de la préparation à la petite coupe de l'America que nous avons utilisé ce système sous deux versions : une centrale de navigation pour mesurer les paramètres physiques du Class C et un système de mesure embarqué sur un semi-rigide afin de mesurer le vent sur le plan d'eau. Ces deux applications sont décrites dans la section suivante.

4.3 Applications

4.3.1 Introduction

L'objectif du Groupama sailing team est d'analyser les performances du Class C afin d'optimiser ces réglages. Il est ainsi nécessaire de disposer d'un outil permettant d'enregistrer les multiples paramètres physiques du Class C en relation avec le vent mesuré sur le plan d'eau. Le catamaran ne disposant pas de capteur de vent celui-ci est déporté sur un semi-rigide pour mesurer le vent sur le plan d'eau. Pour ce projet, deux systèmes embarqués sont donc nécessaires, l'un sur le semi-rigide et l'autre sur le catamaran.

Dans cette section, nous présenterons l'intégration de ces systèmes sur les deux plateformes avant d'analyser les résultats associés à ceux-ci. Enfin, nous concluons sur l'utilité et sur les perspectives d'évolution du système proposé.

4.3.2 Semi-rigide



FIGURE 4.9 – Système embarqué sur le semi-rigide

Le semi-rigide a été le premier support sur lequel nous avons implanté notre système. Une carte fille dédiée à cette utilisation a ainsi été développée afin de disposer des alimentations nécessaires, d'adapter les périphériques aux tensions des capteurs et de faciliter la connexion de ceux-ci ; le schéma de la carte fille est disponible en annexe C.a. Le dispositif de mesure employé sur le semi-rigide a nécessité l'utilisation de trois capteurs : un anémo-girouette pour mesurer le vent, une IMU pour compenser les perturbations dues aux mouvements de l'embarcation et un GPS pour mesurer la vitesse fond afin de calculer le vent réel. Dans cette version du système, le vent réel mesuré est donc dépendant du courant puisque celui-ci est calculé à partir de la vitesse fond et non de la vitesse surface. Afin d'analyser les performances en temps réel, les données sont visibles à travers une liaison filaire sur un afficheur (cf. figure 4.9) ou sur un PC. L'architecture de ce système est décrite sur la figure 4.10.

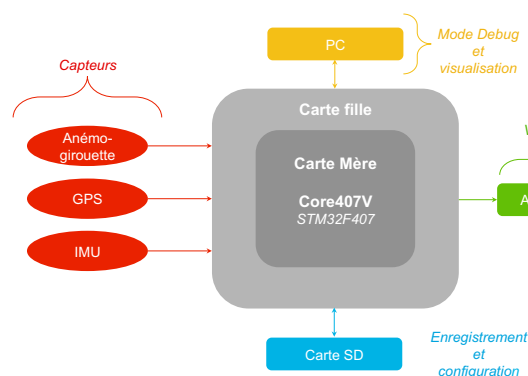


FIGURE 4.10 – Architecture du système sur le semi-rigide

4 Un système d'analyse des performances

L'intégration de ce système a été pensée puis conçue pour être étanche et facilement transportable ; le système électronique est intégré dans une valise étanche « pelicase 1200 » [Peli, 2013] de dimension 340 x 295 x 152 mm (cf. figure 4.11). La taille de cette dernière nous a permis d'alimenter le système avec une batterie assez conséquente de tension 11.1 V pour 10.4 Ah ; cela lui confère une autonomie d'environ 50 h.

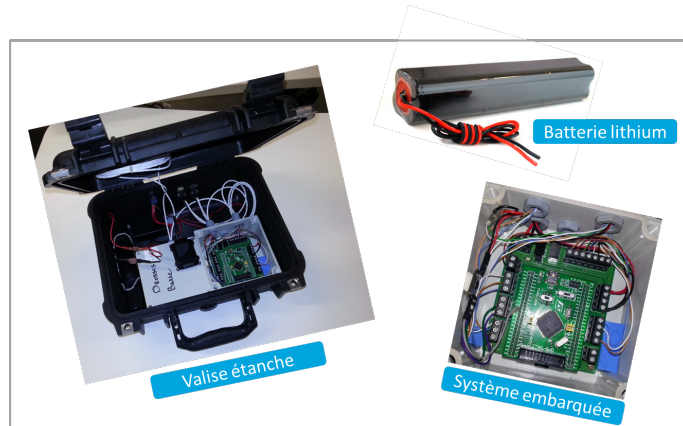


FIGURE 4.11 – Valise et électronique embarquée

Outil logiciel pour l'analyse

En plus de l'afficheur fixé sur le semi-rigide, une interface graphique développée sous Matlab (cf. figure 4.12) permet de visualiser les données en temps réel à travers une liaison série. Cette dernière est aussi utilisée pour envoyer des commandes au PC afin de configurer certains paramètres de la correction du vent comme par exemple l'offset du décalage de l'aérien.

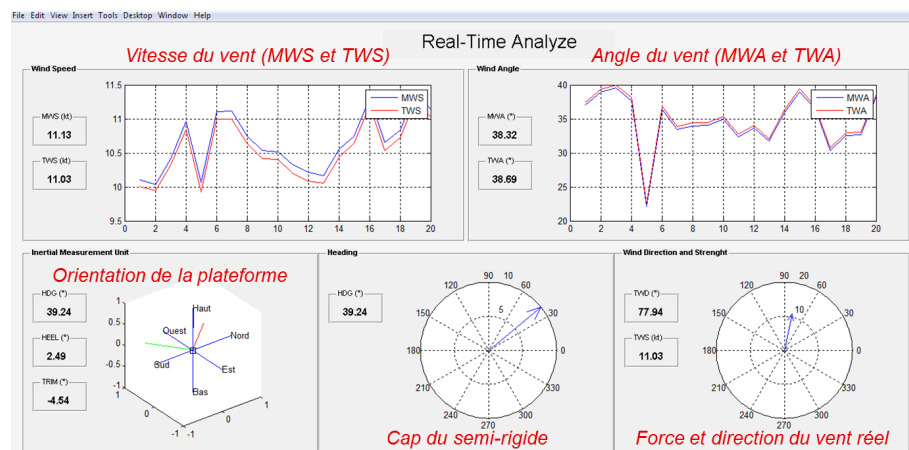


FIGURE 4.12 – Interface de visualisation temps réel

Notre système embarqué sur le semi-rigide est donc capable de fournir une mesure du vent réel sur le plan d'eau. Néanmoins, pour l'analyse des performances il faut prendre en compte que cette mesure est perturbée, notamment avec les accélérations et décélérations brusques de l'embarcation. Ces perturbations n'ont actuellement pas pu être quantifiées, faute de temps et de moyens. Une solution aurait été d'équiper une seconde plateforme fixe (bouée ou semi-rigide) afin de comparer les mesures des deux systèmes et en déduire les corrections adaptées. Les premiers tests du système embarqué sur le semi-rigide nous ont permis de tester et de valider son fonctionnement. La seconde partie de ce projet consistait à développer une centrale de navigation pour le Class C.

4.3.3 Class C

Le système dédié au Class C a, quant à lui, nécessité beaucoup plus de développements puisque les contraintes étaient nombreuses. En effet, pour ce projet la taille et le poids du système embarqué doivent être réduits afin de limiter son fardage. D'autre part, cette centrale de navigation doit être capable d'acquérir plus de données que la précédente puisque des capteurs d'effort et des capteurs d'angle ont été ajoutés (cf. figure 4.13). Enfin, l'évolution proposée est d'établir une liaison sans fil (à travers un module wifi) pour paramétrer le système à distance et visualiser les données en temps réel sur une tablette ou un smartphone. Il est alors possible de suivre les performances du catamaran en étant situé sur le semi-rigide suivant le Catamaran.

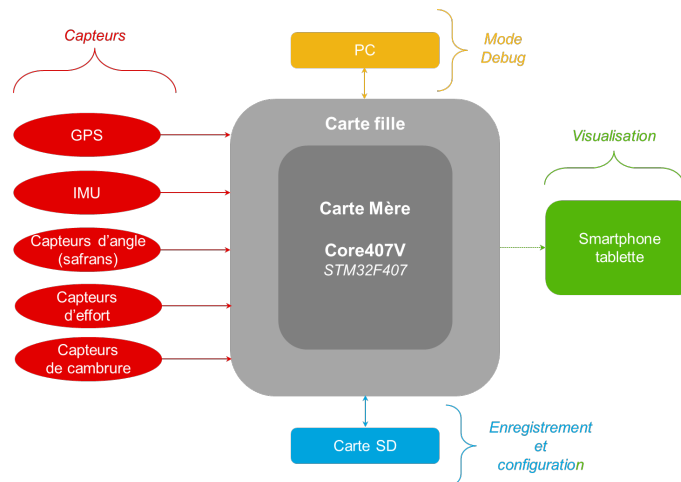


FIGURE 4.13 – Architecture du système sur le Class C

Un des dispositifs est dédié à la mesure des efforts. Aussi, des capteurs d'effort sont placés sur les galhaubans, les étais et sur la boule de pied de mât (cf. figure 4.14). L'intérêt est de s'assurer que le gréement prévu soit



FIGURE 4.14 – Capteurs d'efforts sur le class C

correctement dimensionné pour résister aux efforts subis par le catamaran en navigation. La précision recherchée pour ces mesures est de l'ordre de ± 1 kg ; pour notre application elle dépend des capteurs utilisés (jauges de contrainte et amplificateurs). D'autre part, l'avantage de disposer de ces mesures est d'optimiser les réglages du gréement lors du matage du Class C. En effet, connaissant les tensions optimales théoriques prévues dans les étais, les galhaubans et la boule de pied de mât, celles-ci peuvent être ajustées à chaque matage.

Une autre mesure importante concernant le réglage de l'aile est la mesure de sa cambrure car l'aile étant composée de deux éléments, sa cambrure est réglable. Trois capteurs sont ainsi intégrés à différentes hauteurs de l'aile afin



FIGURE 4.15 – Capteurs de cambrure de l'aile

de mesurer l'angle d'incidence entre les deux éléments (cf. figure 4.15). La précision obtenue avec le système est de $\pm 0.5^\circ$. En plus de fixer la cambrure de l'aile, il est aussi possible de la vriller. Ce vrillage est dépendant de l'angle d'attaque de l'aile et des réglages des cambrures aux différentes hauteurs.



FIGURE 4.16 – Capteurs d'angle de safrans

Enfin, la mesure des angles de safrans (cf. figure 4.16) est aussi indispensable à l'analyse des performances. Il est ainsi possible d'analyser les performances du barreur afin d'optimiser les réglages du bateau. Par exemple, si le barreur a tendance à tirer sur la barre lorsque le catamaran navigue au près, nous pouvons considérer que le bateau est trop ardent. En modifiant la longueur des étais, il est alors possible d'améliorer cette situation. De même que pour la mesure des angles de cambrure, la précision atteinte pour la mesure des angles de safrans est de $\pm 0.5^\circ$.



FIGURE 4.17 – Système embarqué sur le Class C

Le développement de ce système sur le Class C a nécessité la conception

4 Un système d'analyse des performances

d'une nouvelle carte fille (cf. annexe C.b) et d'un support étanche plus petit permettant l'intégration de l'électronique embarquée. Pour ce projet, j'ai travaillé en collaboration avec David Gautier, ingénieur au sein du Groupama sailing team. Il a notamment réalisé l'implantation de l'électronique embarqué sur un support adéquate. Toute l'électronique a ainsi été intégrée dans un boîtier étanche « Microcase 1060 » de dimension 209 x 108 x 57 mm (cf. figure 4.17). La consommation du système complet est détaillée dans le tableau 4.3. Il est alimenté par un assemblage de batteries plates en parallèles et séries permettant de disposer d'une batterie de 11.1 V pour 4 Ah. Le système a ainsi une autonomie d'environ 5h30 ; ce qui est en général supérieur au temps d'entraînement.

Equipements	Puissance consommée
Centrale de navigation	0.972 W
Module Wifi Ubiquiti	3.000 W
GPS 10 Hz (Garmin 19xHVS)	0.480 W
Capteurs angulaires des safrans	0.300 W
Capteurs angulaires de la cambrure	0.450 W
Capteurs d'effort	2.500 W
Total	7.702 W

TABLE 4.3 – Consommation du système complet

Pour visualiser les données et suivre les performances du bateau en temps réel depuis le semi-rigide (cf. figure 4.18), une application pour Iphone et Ipad a été développée par David Gautier.



FIGURE 4.18 – Visualisation des données en temps réel

4.3.4 Résultats

L'association des données des deux systèmes embarqués permet d'analyser en post-traitement les paramètres du Class C en fonction des conditions de vent rencontrées sur le plan d'eau. À partir de ces informations, les polaires partielles du Class C peuvent être établies permettant de déterminer la VMG (Velocity Made Good) de remontée au vent et de descente sous le vent. Nous allons maintenant illustrer ces propos par un exemple.

Dans un premier temps, nous récupérerons les données brutes du système embarqué sur le semi-rigide afin de connaître la direction (cf. figure 4.19) et la vitesse (cf. figure 4.20) du vent réel sur le plan d'eau.

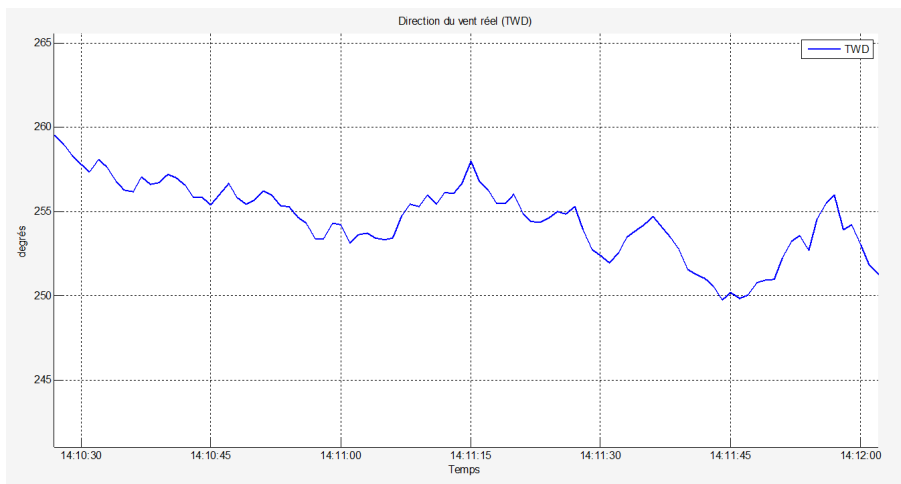


FIGURE 4.19 – Direction du vent réel mesurée sur le semi-rigide

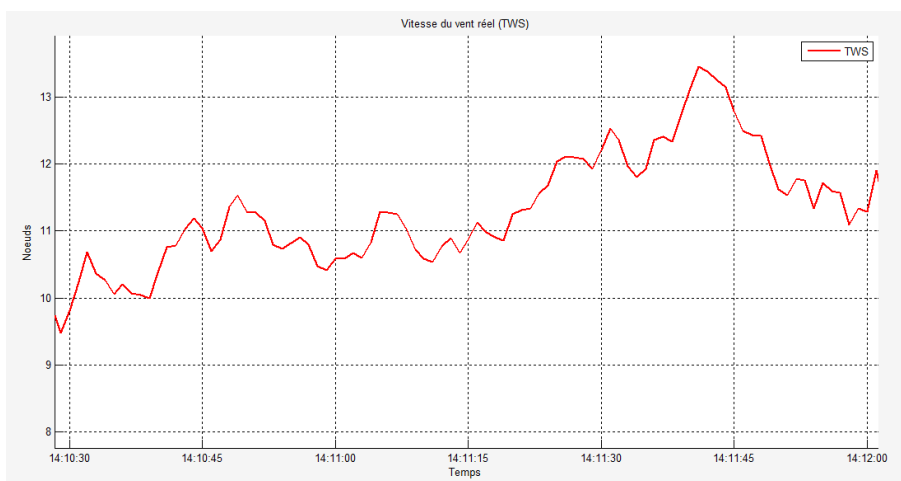


FIGURE 4.20 – Vitesse du vent réel mesurée sur le semi-rigide

4 Un système d'analyse des performances

Ces données sont ensuite couplées avec les mesures GPS du Class C pour déterminer l'angle du vent réel (cf. équation 4.21) référencé par rapport au catamaran. Nous disposons ainsi de la vitesse fond du bateau en relation avec l'angle et la vitesse du vent réel (cf. figure 4.21 et 4.20). Chaque point comprenant ces trois valeurs peut ensuite être relevé pour établir une polaire. Par exemple, dans les figures suivantes, nous pouvons relever que le Class C atteint une vitesse de 28.8 noeuds avec un angle de vent réel à -141.2° et une vitesse de vent de 12.36 noeuds.

$$\begin{aligned} TWA &= TWD - COG \\ TWA &= TWD - COG + 360 \quad \text{si}(TWD - COG) < -180 \\ TWA &= TWD - COG - 360 \quad \text{si}(TWD - COG) > 180 \end{aligned} \quad (4.1)$$

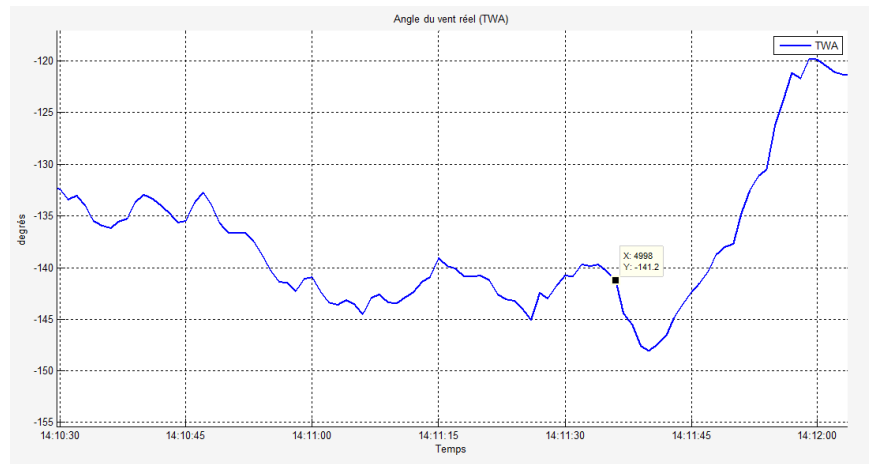


FIGURE 4.21 – Angle du vent réel référencé par rapport au Class C

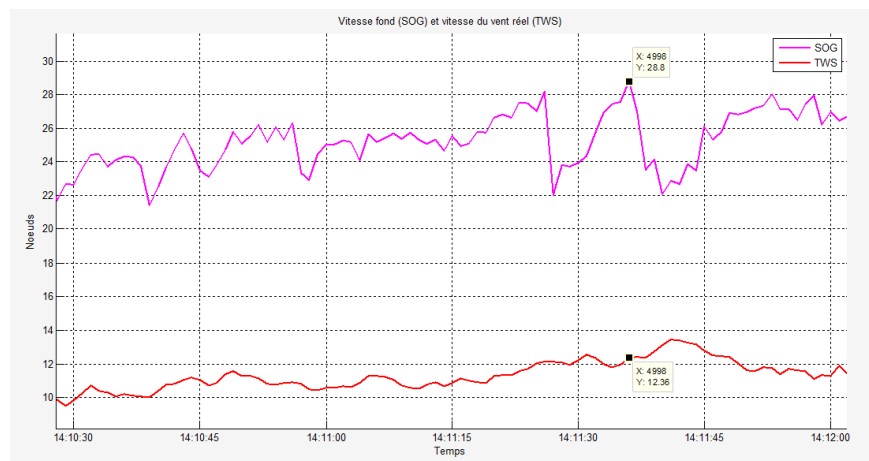


FIGURE 4.22 – Vitesse du vent réel mesurée sur le semi-rigide

Le Class C est aussi équipé de plusieurs caméras (GoPro) afin de disposer d'un support visuel pour l'analyse des performances. Ainsi, un logiciel permettant de synchroniser les vidéos avec les mesures a été développé au sein du Groupama sailing team par Adrien Quignon, ingénieur en électronique. Comme illustré sur la figure 4.23, ce logiciel permet de visualiser les données synchronisées avec les vidéos ; ce qui facilite grandement la compréhension et l'analyse des performances.

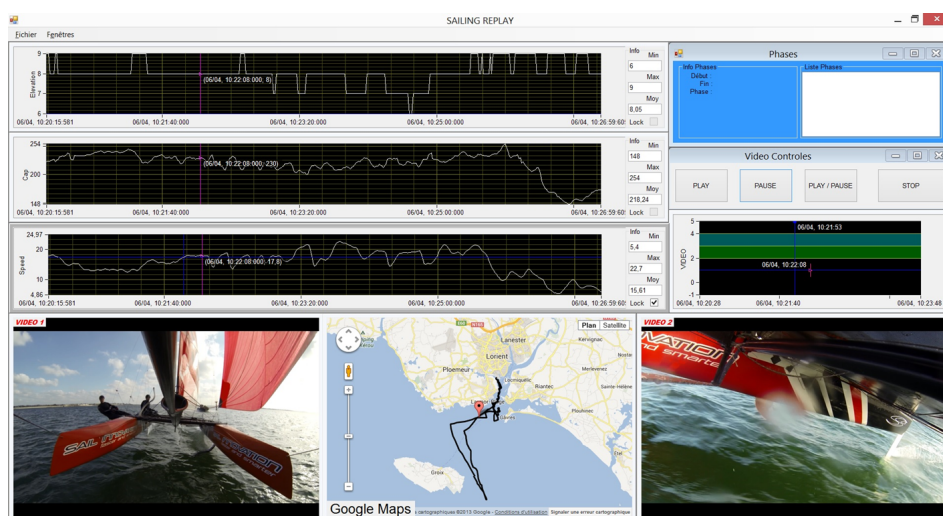


FIGURE 4.23 – Interface du logiciel d'analyse des performances

4.3.5 Conclusion

L'ouverture et la flexibilité de la centrale de navigation détaillée dans la section 4.2 ont permis de concevoir deux systèmes qui se sont révélés indispensables dans le cadre de la préparation du Class C à la petite coupe de l'America. En effet, la centrale de navigation embarquée sur le Class C couplée au système de mesure du vent sur le semi-rigide a permis d'analyser ses performances afin d'optimiser ses réglages (ailes, safrans,...). Un des avantages de ce système est qu'il n'est pas limité en termes d'entrées disponibles. Ainsi, nous avons pu acquérir les capteurs d'effort à travers un bus RS485, ce qui n'est pas envisageable sur les centrales de navigation existantes. De plus, nous avons pu implanter nos calibrations, nos filtrages et notre propre chaîne de correction du vent sur ce système. Enfin, sa faible consommation (centrale de navigation ≈ 1 W) par rapport aux centrales de navigations existantes (e.g. WTP3 ≈ 6 W) lui permet d'être alimenté par des batteries de tailles raisonnables ; il s'adapte ainsi très bien à la voile légère.

L'utilisation de ces prototypes pour la préparation à la petite coupe nous a permis de les fiabiliser et de les améliorer.

4.4 Conclusion

Le manque de flexibilité sur les centrales de navigations existantes nous a amené à concevoir notre propre système. Celui-ci, destiné à la base pour un VOR70, est « ouvert ». L'objectif étant de ne plus être bridé en termes d'entrées disponibles, d'être capable d'implanter notre propre chaîne de mesure du vent tout en diminuant sa consommation par rapport aux centrales existantes. Ainsi, nous avons conçu une centrale de navigation faible consommation, disposant d'une puissance de calcul suffisante pour implanter nos algorithmes et capable d'acquérir un grand nombre de capteur. Cette centrale repose sur le microcontrôleur STM32F407 architecturé autour du processeur Cortex-M4. Afin de disposer d'un système « ouvert » et facilement extensible et/ou modifiable, nous avons choisi de diviser l'application en plusieurs tâches en se basant sur le système d'exploitation FreeRTOS.

Par la suite, les changements de projet du Groupama sailing team nous ont amené à développer un système d'analyse des performances pour un catamaran, Class C. À partir de la centrale de navigation proposée, nous avons alors décliné deux systèmes : une centrale de navigation pour le Class C et un système de mesure du vent embarqué sur un semi-rigide. En tirant profit de la faible consommation de notre prototype, l'encombrement de celui-ci a pu être réduit à une boîte de dimension 209 x 108 x 57 mm ; cela a facilité son intégration sur le Class C. Ainsi, avec notre prototype, nous avons pallié le manque de systèmes d'analyse disponibles pour la voile légère. Un des autres avantages de notre système est son coût matériel : il est estimé à 535 € soit plus de dix fois inférieur au prix d'une centrale de navigation existante. Enfin, même si les systèmes développés ne sont que des prototypes, ils ont pu être directement mis à profit pour l'entreprise puisqu'ils ont été utilisés pour l'analyse des performances sur le Class C.

Actuellement, le manque de référence sur la mesure du vent et du courant est ressenti lors de l'analyse des performances aussi bien pour la calibration du calcul du vent dans une centrale de navigation que pour l'analyse du plan d'eau dans le cadre de la voile légère. Une des perspectives envisageables pour notre système serait de l'intégrer dans une bouée instrumentée afin de disposer de références plus fiables concernant le vent et le courant sur le plan d'eau. Ainsi, le déploiement de ce système sur plusieurs bouées permettrait de caractériser le plan d'eau. D'autre part, il serait envisageable de récupérer les informations des bouées instrumentées en temps réel afin que le navigateur connaisse avec certitude la valeur du vent sur le plan d'eau (cf. figure 4.24). Cela nécessiterait d'augmenter la portée de la liaison sans fil (e.g. en modifiant le type de liaison) et d'équiper chaque bateau avec un récepteur. De cette manière, tous les bateaux utiliseraient la même référence du vent réel. De plus, si les bouées instrumentées sont équipées d'un capteur de courant (e.g. ADCP), les voiliers en possession d'un GPS, d'un loch et d'un compas seront en mesure de déduire l'angle de leeway à partir de la

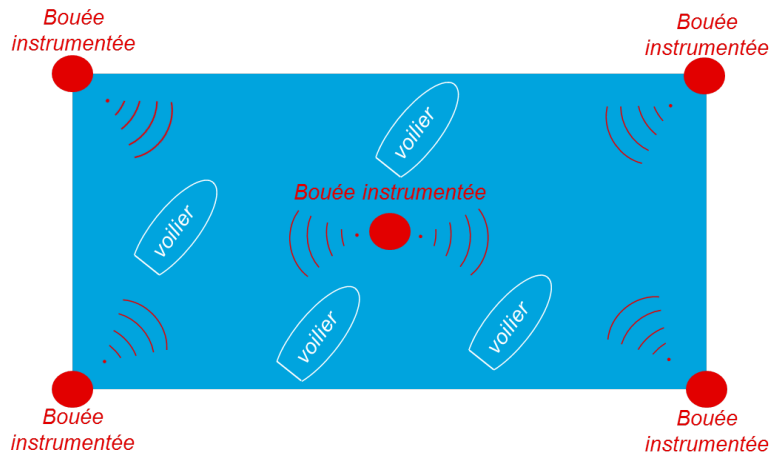


FIGURE 4.24 – Mesure d'un plan d'eau avec plusieurs bouées

direction et de la vitesse du courant mesuré.

Une autre perspective d'évolution pour ce système est de lui ajouter de nouvelles fonctionnalités comme la communication avec un logiciel de routage, la mise en place d'un serveur FTP pour récupérer les données enregistrées, la mise à jour automatique des polaires. Nous pouvons aussi envisager de coupler cette centrale de navigation à un module RFID permettant la détection automatique des voiles à poste. En effet, la connaissance de la configuration des voiles en temps réel est primordiale pour l'analyse des performances mais aussi afin de mettre à jour automatiquement les tables de corrections d'upwash qui sont spécifiques pour chaque jeu de voiles. Aussi, nous pensons qu'en équipant les voiles avec des tags RFID en différents endroits (point d'amure, point d'écoute ou point de drisse), il serait possible de détecter les voiles à poste via un lecteur RFID placé au niveau du pied de mât.

CONCLUSION GÉNÉRALE

5.1 Réponse à la problématique

Cette thèse a pour but de proposer de nouvelles méthodes de mesure pour optimiser l'analyse des performances dans le cadre de la course au large ou de la régate. La difficulté est d'obtenir des paramètres précis concernant le comportement et l'environnement du bateau puisque ceux-ci sont justement perturbés par cet environnement. La problématique consiste alors à développer une chaîne de mesure capable de déterminer avec précision un des paramètres primordiaux pour l'analyse des performances, à savoir, la mesure du vent.

Dans le chapitre 2, nous présentons les différentes perturbations de la mesure du vent et les outils actuellement disponibles pour corriger ces phénomènes. À la fin de cette étude, les verrous de la chaîne de correction du vent et les limites des systèmes de mesure sont exposés. À partir de ces conclusions, nous avons défini deux axes de travail, l'un est de proposer une méthode d'identification du leeway et l'autre consiste à développer un système embarqué multi-supports.

Le chapitre 3 explique en détail le phénomène du leeway et les solutions envisagées pour le mesurer. D'après l'analyse des trajectoires d'un navire, nous proposons de modéliser son déplacement afin d'estimer le courant marin et le leeway. Les résultats démontrent la nécessité d'utiliser un capteur supplémentaire pour identifier efficacement le leeway. Ce capteur étant lui-même soumis à des perturbations, nous proposons de le coupler à notre modèle afin de limiter ces erreurs. À la fin de ce chapitre, nous comparons alors différentes solutions couplant ce capteur avec plusieurs modèles d'estimation du courant et du leeway afin de déterminer la solution optimale à notre problème.

Enfin, le chapitre 4 traite du système embarqué développé, dont l'objectif est d'être intégré sur différents supports (voilier, semi-rigide, bouée...) afin d'apporter de nouveaux points de mesures sur le plan d'eau. Les choix architecturaux concernant l'aspect matériel et logiciel de ce système y sont expliqués. La finalité de ces travaux est démontrée par les résultats obtenus lors de la préparation du Class C à la petite coupe de l'America.

La prochaine section établit une synthèse des contributions concernant la méthode d'estimation du leeway/courant et le système embarqué développé.

5.2 Synthèses des contributions

La première contribution de cette thèse est la proposition d'une nouvelle approche permettant d'estimer le leeway et le courant. En effet, la modélisation des déplacements du bateau que nous proposons n'est actuellement pas utilisée sur les voiliers de course pour identifier le leeway. Dans le chapitre 3, les résultats obtenus pour le premier modèle, testé sur un jeu de données simulées, mettent en avant la nécessité d'améliorer la formule empirique du leeway ; celle-ci ne permet plus de satisfaire la précision demandée pour l'analyse des performances des bateaux actuels. Aujourd'hui, les navigateurs souhaitant mesurer l'angle de leeway de leur bateau sont contraints de l'équiper avec un capteur DVL. L'intérêt du DVL est de mesurer la vitesse surface du bateau sur l'axe longitudinal et l'axe transversal afin de connaître l'angle de leeway. Bien que ce capteur soit capable de mesurer ce dernier paramètre, il est soumis à de nombreuses perturbations (bulles d'air dans l'écoulement de l'eau, mauvais alignement par rapport à l'axe du voilier, capteur hors de l'eau...). C'est pourquoi, nous proposons de coupler les données de ce capteur avec notre modèle d'estimation du leeway et du courant. Dans cette deuxième approche, nous avons testé différents modèles afin de proposer la meilleur optimale pour ce problème. Celle-ci est basée sur un compromis entre deux modélisations des déplacements du bateau ; l'une s'appuie sur un ensemble de filtres de Kalman classiques et l'autre sur un ensemble de filtres UKF. Néanmoins, le manque de références absolues sur le leeway et le courant ne nous a pas permis de valider complètement l'optimalité de notre solution. Cependant l'approche a été validée par les membres de l'équipe sur la base de leur expérience (ce qui dans un domaine régi par l'empirisme est déjà un résultat).

La deuxième contribution de cette thèse est d'apporter un système « ouvert », capable de mesurer différents paramètres physiques concernant le voilier et les conditions météorologiques. L'intérêt de ce système est de disposer d'une puissance de calcul suffisante permettant la mise en œuvre de nos algorithmes et de supporter un grand nombre de périphériques permettant la connexion de multiples capteurs. D'autre part, sa faible consommation nous a permis de l'alimenter avec des batteries de tailles raisonnables facilitant ainsi son intégration sur les embarcations destinées à la voile légère. Actuellement, le marché ne propose pas de solutions de ce type pour la voile légère. Les résultats détaillés dans le chapitre 4 montrent l'intérêt de disposer de ce système pour l'analyse des performances du Class C. En effet, dans notre cas, nous avons montré l'importance pour le bureau d'étude et le navigateur de connaître de nombreux paramètres physiques du voilier : vitesse, cap, angles des safrans, efforts sur le mât, angles de cambrure de l'aile. Enfin, ce système a pu être validé lors de la campagne de mesures sur le Class C et a ainsi contribué à la victoire du Groupama sailing team sur la petite coupe de l'America.

La première contribution de cette thèse sur l'identification du leeway a donné lieu à une publication dans une conférence internationale « Chesapeake Sailing Yacht Symposium » [Douguet *et al.*, 2013b]. Une autre publication sur ce sujet est en cours de soumission dans un journal international concernant le domaine de la voile « Journal of Sailboat Technology » [Douguet *et al.*, 2013a]. La seconde contribution sur le développement d'une plateforme ouverte a donné lieu à une publication dans une conférence internationale « Oceans'13 MTS/IEEE Bergen » [Douguet *et al.*, 2013c] et à la présentation d'un poster dans une autre conférence internationale « International Conference On Innovation In High Performance Sailing Yachts » [Morgere *et al.*, 2013].

5.3 Perspectives

Après avoir présenté les contributions de ma thèse, cette section aborde différentes perspectives pour chacune d'entre elles. Nous commençons par présenter une perspective pour laquelle notre modèle d'identification du leeway pourrait être utilisé. Nous proposons ensuite différentes solutions permettant de mettre en œuvre le système embarqué développé.

5.3.1 Leeway

La solution proposée pour identifier le leeway nécessite de disposer d'un capteur DVL couplé avec notre modèle. L'inconvénient est que le prix d'un DVL susceptible d'être utilisé dans le domaine de la course au large atteint les 28000 € (e.g. Explorer DVL de chez Rd instrument). Ce coût n'est pas envisageable pour de nombreuses équipes de voile. Une solution alternative consisterait à louer ce capteur pour établir une campagne de mesures sur le leeway dans le but de proposer une nouvelle formule du leeway. En effet, à partir des techniques de « fitting », nous pensons qu'une formule ad hoc du leeway peut être obtenue en considérant plus de paramètres : angle des safrans, hauteur des dérives, vitesse et direction du vent...

D'autre part, dans l'optique d'améliorer et de valider le modèle de VPP (Velocity Prediction Program), il serait intéressant de comparer les mesures théoriques des VPP aux mesures réalisées en mer.

5.3.2 Système embarqué

Une des perspectives envisageables permettant l'utilisation de notre plateforme ouverte, serait de concevoir une bouée instrumentée équipée avec un capteur de vent, un GPS, une IMU et éventuellement un capteur de courant. Cette bouée devant être transportable sur un semi-rigide afin de la mettre facilement en place avant un entraînement (cf figure 5.1). Nous disposerions alors d'une référence plus fiable de la mesure du vent et du courant sur le

5 Conclusion générale

plan d'eau. De plus, dans l'hypothèse où plusieurs bouées (au minimum 4) soient disposées sur le plan d'eau, nous pourrions alors déterminer un modèle numérique du vent et du courant sur le plan d'eau. Ainsi, en couplant ces données aux polaires du bateau (ou à son modèle de VPP), nous pourrions rejouer des scénarios de régates.

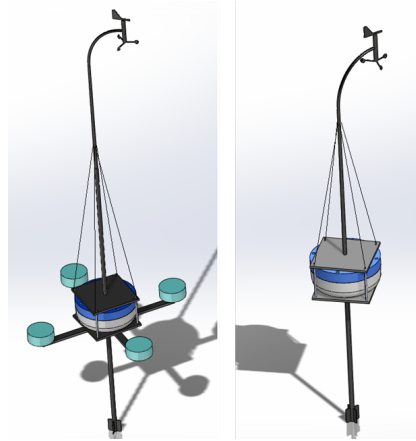


FIGURE 5.1 – Exemples de structure de bouée instrumentée

Une autre perspective pour notre centrale de navigation ouverte serait de la coupler avec des lunettes à réalité augmentée (cf. figure 5.2 [Morgere *et al.*, 2013]). Ainsi, le navigateur ne serait plus limité à visualiser des données sur des afficheurs. Nous pouvons par exemple imaginer que lorsque le navigateur fixe les étais ou les haubans, les mesures des tensions présentes dans ceux-ci s'affichent, ou encore d'afficher la modélisation du vent et du courant sur le plan d'eau.

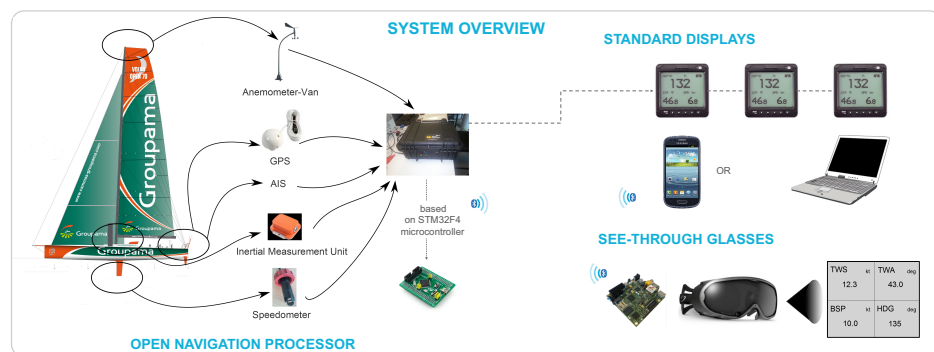


FIGURE 5.2 – Système couplé avec des lunettes à réalité augmentée

Cette plateforme ouverte offre alors l'opportunité à des laboratoires de recherche ou à des équipes de voile de développer de futurs travaux pour améliorer l'analyse des performances dans le domaine de la voile.

GLOSSAIRE

ADCP	<i>Acoustic Doppler Current Profiler</i> Instrument de mesure du courant marin (vitesse et direction) basé sur des ondes acoustiques.
AIS	<i>Automatic Identification System</i> Système d'identification des navires.
AWA	<i>Apparent Wind Angle</i> Angle du vent apparent.
AWS	<i>Apparent Wind Speed</i> Vitesse du vent apparent.
BSP	<i>Boat speed</i> Vitesse surface du navire sur son axe longitudinal ; mesurée avec un loch.
BSP_{dvl}	<i>Boat speed dvl</i> Vitesse surface du navire correspondant à la norme entre les vitesses surfaces sur l'axe longitudinal et transversal ; mesurée avec un capteur DVL.
BSP_{LEE}	<i>Boat speed leeway</i> Vitesse surface du navire correspondant à la norme entre les vitesses surfaces sur l'axe longitudinal et transversal ; calculée à partir de la BSP et de l'angle de leeway.
CFD	<i>Computational Fluid Dynamics</i> Mécanique des fluides numérique.
COG	<i>Course Over Ground</i> Cap fond du navire, mesuré par le GPS.
CurD	<i>Current Direction</i> Direction du courant marin par rapport au nord.
CurR	<i>Current Rate</i> Vitesse du courant marin.
DVL	<i>Doppler Velocity Log</i> Capteur de vitesse d'une plateforme mobile par effet Doppler.
EKF	<i>Extended Kalman Filter</i> Filtre de Kalman étendu.
FLOPS	<i>FLoating point Operation Per Second</i> Nombre d'opérations à virgule flottante par seconde (système de mesure concernant la vitesse d'un système informatique).

6 Glossaire

GPS	<i>Global Positioning System</i> Système de positionnement par satellite.
HDG	<i>Heading</i> Cap surface du navire, mesuré par un compas ou une centrale inertielle.
IMU	<i>Inertial Measurement Unit</i> Centrale inertielle.
Lat	<i>Latitude</i> Latitude mesurée par le GPS.
Lon	<i>Longitude</i> Longitude mesurée par le GPS.
LEE	<i>Leeway</i> Angle de dérive d'un bateau engendré par le vent .
SOG	<i>Speed Over Ground</i> Vitesse fond du navire, mesurée par le GPS.
TWA	<i>True Wind Angle</i> Angle du vent réel.
TWD	<i>True Wind Direction</i> Direction du vent réel par rapport au Nord.
TWS	<i>True Wind Speed</i> Vitesse du vent réel.
UKF	<i>Unscented Kalman Filter</i> Filtre de Kalman inodore.
VOR70	<i>Volvo Ocean 70</i> Désigne la classe des voiliers de la Volvo Ocean Race.
WTP3	<i>Wave Technology Processor 3</i> Dernière centrale de navigation de navigation proposée par la société B&G.

OUTILS ET ÉQUATIONS POUR LA MESURE DU VENT

Les documents suivant permettent de compléter les explications sur la mesure du vent. La première partie présente la chaine de correction du vent utilisée par la centrale de navigation WTP3. Ensuite, toutes les équations de la chaine de correction sont détaillées. Enfin, la dernière partie est consacrée à l'outil d'analyse du calcul du vent (développé sous matlab).

A.a La chaine de correction du vent

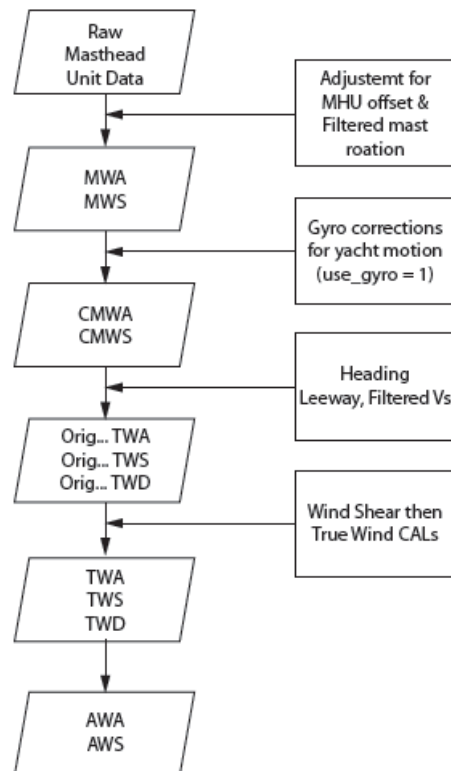


FIGURE A.1 – Chaine de correction du WTP3

A.b Équations du calcul du vent réel

Les équations suivantes représentent les calculs correspondant aux différentes étapes de la chaîne de correction du vent détaillée dans ce manuscrit.

A.b.1 Conversion des données brutes

A.b.1.1 La girouette

La girouette de l'aérien fournit trois tensions variant de façon sinusoïdale lorsque la girouette effectue un tour complet. Ces trois tensions sont déphasées de 120° les unes par rapport aux autres. L'angle mesuré est déduit de la formule suivante :

$$RawAngle = 57.29578 \times Atan2(-1.73205 \times (T2 - T3), -2 \times T1 + T3 + T2) \quad (A.1)$$

T1 -> Tension 1

T2 -> Tension 2

T3 -> Tension 3

A.b.1.2 L'anémomètre

L'anémomètre fournit une fréquence en Hertz qu'il faut convertir en nœuds. Pour cela, nous utilisons une formule disponible dans la documentation de la centrale de navigation B&G.

$$MWS = \frac{1}{A} \times Freq + B \quad (A.2)$$

A -> coefficient de conversion (*par défaut* = 1.04)

B -> offset (*par défaut* = 1.04)

MWS -> Measured Wind Speed

A.b.2 Alignement de la girouette

Cette fonction corrige le décalage de l'aérien en tête de mât, l'angle de twist du mât et l'angle de rotation du mât.

$$MWA = RawAngle + Offset1 + Offset2 + Offset3 \quad (A.3)$$

Offset1 -> Angle de décalage de l'aérien

Offset2 -> Angle de twist du mât

Offset3 -> Angle de rotation du mât

MWA -> Measured Wind Angle

A.b.3 Correction des mouvements du voilier

La correction des mouvements du voilier permet de supprimer les pics de minimum et maximum engendrés par les accélérations du bateau. Cette correction est appliquée sur le vecteur de vent en 2 dimensions (MW_x et MW_y) déterminé à partir de l'angle et la vitesse du vent (MWA et MWS).

$$\overrightarrow{MW} = \begin{pmatrix} MW_x \\ MW_y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \|MWS\| \times \cos(MWA) \\ \|MWS\| \times \sin(MWA) \end{pmatrix} \quad (A.4)$$

MWS -> Measured Wind Speed

MWA -> Measured Wind Angle

Ensuite, le vecteur de vent crée par les mouvements du bateau en tête de mât est calculé.

$$MW_{xcor} = +GdP \times z \times k - GdY \times y \times k \quad (A.5)$$

$$MW_{ycor} = -GdH \times z \times k - GdY \times x \times k \quad (A.6)$$

GdH -> vitesse angulaire autour de l'axe x (roulis)

GdP -> vitesse angulaire autour de l'axe y (tangage)

GdY -> vitesse angulaire autour de l'axe z (lacet)

x -> distance entre la centrale inertielle et l'aérien sur l'axe x

y -> distance entre la centrale inertielle et l'aérien sur l'axe y

z -> distance entre la centrale inertielle et l'aérien sur l'axe z

k -> coefficient de conversion m/s en nœuds

L'opération suivante consiste à soustraire le vecteur de vent engendré par les mouvements du voilier au vecteur de vent mesuré.

$$CMW_x = MW_x - MW_{xcor} \quad (A.7)$$

$$CMW_y = MW_y - MW_{ycor} \quad (A.8)$$

L'angle du vent $CMWA$ et la vitesse du vent $CMWS$ sont ensuite obtenue par les équations suivantes. Une correction supplémentaire est effectuée sur l'angle du vent afin de le repositionner dans le plan horizontal.

$$CMWS = \sqrt{CMW_x^2 + CMW_y^2} \quad (A.9)$$

$$CMWA = \text{atan2}\left(\frac{CMW_y}{\cos(\text{heel})}, CMW_x\right) \quad (A.10)$$

CMWS -> Corrected Measure Wind Speed

CMWA -> Corrected Measure Wind Angle

A.b.4 Calcul du vent réel original

Le but de cette étape est de calculer le vent réel original en prenant en compte la dérive du bateau. Dans un premier temps, le vecteur du vent réel original est calculé par les équations suivantes :

$$OrigTW_x = CMWS \times \cos(CMWA + Leeway) - BSP \quad (A.11)$$

$$OrigTW_y = CMWS \times \sin(CMWA + Leeway) \quad (A.12)$$

BSP -> vitesse surface du bateau

Leeway -> angle de dérive du bateau

L'angle et la vitesse du vent réel respectivement $OrigTWA$ et $OrigTWS$ sont ensuite calculés à partir des coordonnées du vecteur du vent original.

$$OrigTWS = \sqrt{OrigTW_x^2 + OrigTW_y^2} \quad (A.13)$$

$$OrigTWA = \text{atan2}(OrigTW_y, OrigTW_x) \quad (A.14)$$

OrigTWS -> Original True Wind Speed

OrigTWA -> Original True Wind Angle

La direction du vent réel par rapport au nord est calculée en prenant en compte le cap du voilier (HDG).

$$OrigTWD = OrigTWA + HDG \quad (A.15)$$

Une étape supplémentaire est nécessaire afin de vérifier et de transformer cette valeur pour qu'elle soit comprise entre 0 et 360°.

$$(Si < 0) \quad OrigTWD = OrigTWA + HDG + 360 \quad (A.16)$$

$$(Si > 360) \quad OrigTWD = OrigTWA + HDG - 360 \quad (A.17)$$

OrigTWD -> Original True Wind Direction

A.b.5 Correction de l'upwash

La correction de l'upwash consiste à ajouter un offset sur la vitesse et l'angle du vent réel original. Ces offsets sont calculés à partir des tables de correction définies en fonction des paramètres *OrigTWS* et *OrigTWA* pour chaque jeu de voiles.

$$TWA_{up} = OrigTWA + Angle_{upwash} \quad (A.18)$$

$$TWS_{up} = OrigTWS + Speed_{upwash} \quad (A.19)$$

Angle_{upwash} -> valeur interpolée d'après la table de correction de l'angle

Speed_{upwash} -> valeur interpolée d'après la table de correction de la vitesse

A.b.6 Correction du wind shear

De même que pour l'upwash, la correction du wind shear consiste à ajouter un offset sur la vitesse et l'angle du vent réel. Actuellement, les offsets de wind shear sont définis par le navigateur de manière empirique en fonction des conditions météorologiques rencontrées.

$$TWA_{ws} = OrigTWA + Angle_{windshear} \quad (A.20)$$

$$TWS_{ws} = OrigTWS + Speed_{windshear} \quad (A.21)$$

Angle_{windshear} -> offset sur l'angle, déterminé par le navigateur

Speed_{windshear} -> offset sur la vitesse, déterminé par le navigateur

A.b.7 Filtrage

Une fonction de filtrage est utilisée afin de lisser et stabiliser les données de vent à obtenir : TWA, TWS et TWD. Il n'y a pas de filtre type ; le filtre est choisi et paramétré en fonction du lissage souhaitée sur les paramètres du vent. Ces équations ne sont donc pas détaillées.

A.b.8 Rétro calcul du vent apparent

Afin d'obtenir un vent apparent corrigé, il est recalculé à la fin de la chaîne de correction du vent. Nous calculons dans un premier temps les coordonnées du vecteur de vent apparent.

$$AW_x = TWS \times \cos(TWA) + BSP \quad (A.22)$$

$$AW_y = TWS \times \sin(TWA) \quad (A.23)$$

A Outils et équations pour la mesure du vent

À partir de ces coordonnées, l'angle de vent apparent (*en tenant compte de la dérive du voilier*) et la vitesse de vent apparent sont calculés.

$$AWA = atan2(AW_y, AW_x) - Leeway \quad (A.24)$$

$$AWS = \sqrt{AW_x^2 + AW_y^2} \quad (A.25)$$

AWA -> Apparent Wind Angle

AWS -> Apparent Wind Speed

A.c Logiciel d'analyse sous Matlab

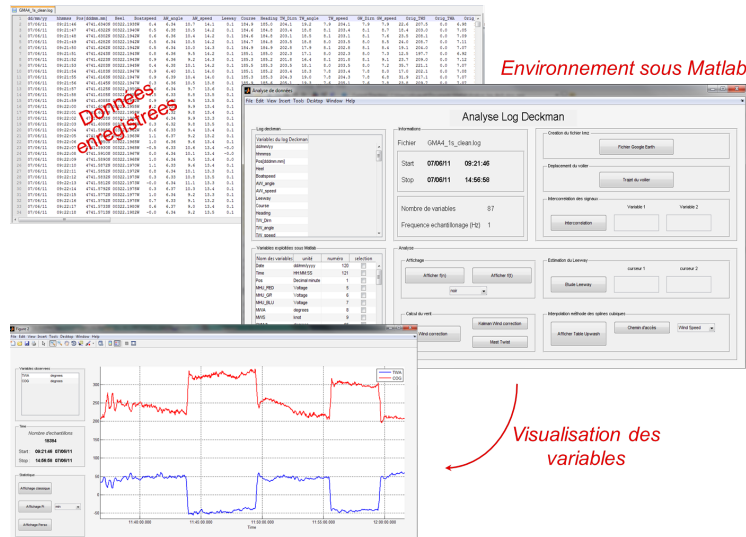


FIGURE A.2 – Logiciel d'analyse sous Matlab

Cette annexe permet de montrer un aperçu de quelques unes des fonctionnalités du programme développé sous Matlab. Dans un premier temps, cet outil a été développé pour visualiser rapidement les différents paramètres enregistrés par la centrale de navigation « WTP3 ». D'autres fonctionnalités sont ensuite venues s'ajouter à cet outil afin d'analyser les mesures plus en détails (minimum, maximum, moyenne...).

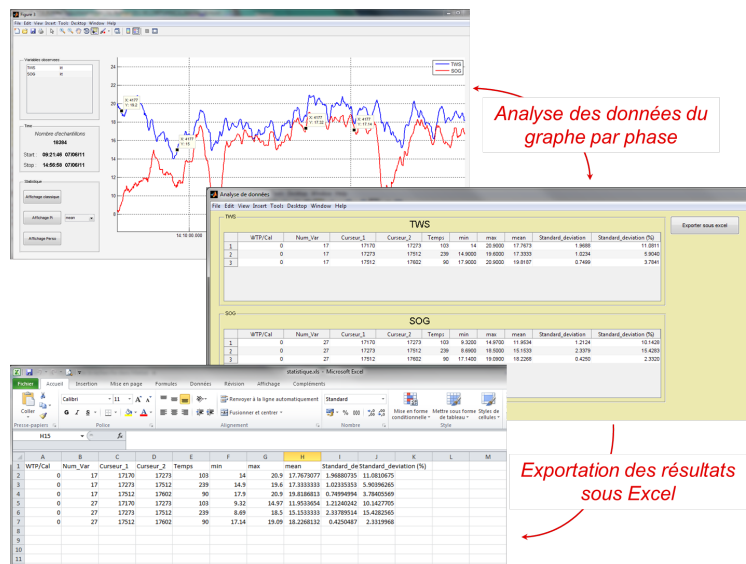
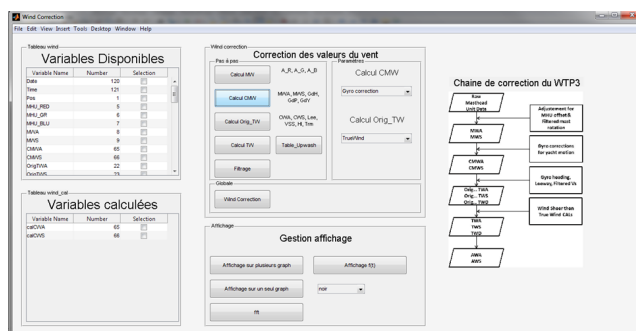


FIGURE A.3 – Exemple d'analyse des données

A Outils et équations pour la mesure du vent

Les algorithmes de correction du vent sont également intégrés à ce programme de manière à recalculer le vent réel en post-traitement à partir des données brutes des différents capteurs.



*Calcul du vent
étape par étape
à partir des
données brutes*

*Comparaison des
résultats calculés aux
données de la centrale
de navigation WTP3*

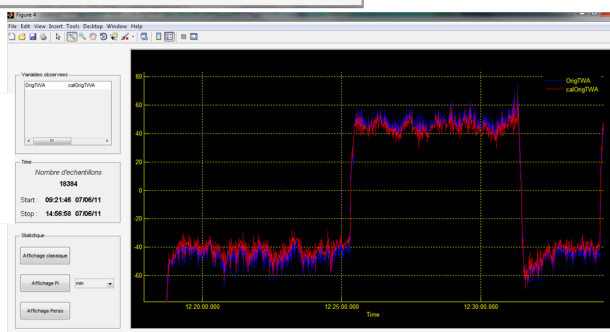


FIGURE A.4 – Rétro calcul du vent réel

OUTILS ET AXES DE RECHERCHE SUR LE LEEWAY

Cette annexe explique les premiers axes de recherche explorés sur l'identification du leeway ainsi que les outils et programmes nécessaires pour tester et valider les modèles d'identification du leeway/courant.

B.a Les premiers axes de recherche

B.a.1 Méthode n°1

La méthode n°1 estime le leeway à la suite d'un virement. Les hypothèses pour ce modèle sont de considérer le courant constant avant et après virement ainsi que de considérer le leeway symétrique sur les deux bords; cela sous-entend que le voilier navigue dans les mêmes conditions de vent (TWA et TWS) sur les deux bords et que les réglages du voilier sont identiques.

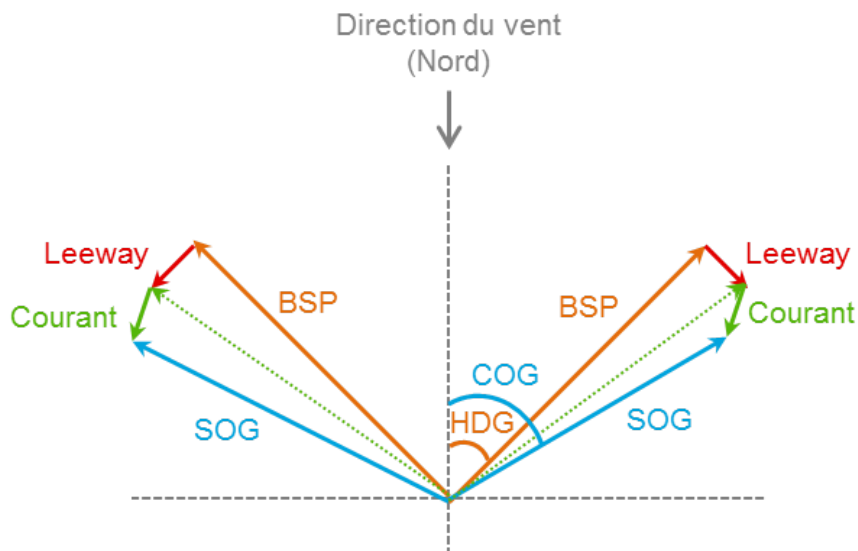


FIGURE B.1 – Représentation des vecteurs des déplacements du voilier sur les deux virements

B Outils et axes de recherche sur le leeway

D'après la figure B.1, le vecteur leeway peut être défini en fonction du vecteur (SOG,COG), (BSP,Hdg) et du vecteur courant. L'équation du vecteur leeway référencé par rapport au nord magnétique est donc la suivante :

$$\overrightarrow{Leeway} = \begin{pmatrix} SOG \times \cos(COG) - CurR \times \cos(CurD) - BSP \times \cos(HDG) \\ SOG \times \sin(COG) - CurR \times \sin(CurD) - BSP \times \sin(HDG) \end{pmatrix} \quad (B.1)$$

CurR (*Current Rate*) : vitesse du courant

CurD (*Current Direction*) : Direction du courant par rapport au nord

En connaissant le courant, il est possible de déterminer le leeway d'après l'équation B.1. Dans l'autre cas, le système est établi avant (cf. équation B.2) et après un virement (cf. équation B.3) pour se retrouver avec un système à 4 équations et 4 inconnus

$$\overrightarrow{Leeway1} = \begin{pmatrix} SOG1 \times \cos(COG1) - CurR \times \cos(CurD) - BSP1 \times \cos(HDG1) \\ SOG1 \times \sin(COG1) - CurR \times \sin(CurD) - BSP1 \times \sin(HDG1) \end{pmatrix} \quad (B.2)$$

$$\overrightarrow{Leeway2} = \begin{pmatrix} SOG2 \times \cos(COG2) - CurR \times \cos(CurD) - BSP2 \times \cos(HDG2) \\ SOG2 \times \sin(COG2) - CurR \times \sin(CurD) - BSP2 \times \sin(HDG2) \end{pmatrix} \quad (B.3)$$

En supposant que le voilier soit dans les mêmes conditions d'un bord sur l'autre (courant constant et leeway opposé sur les deux bords), le courant peut être estimé en additionnant les 2 systèmes et le leeway peut être déduit en soustrayant les deux systèmes.

B.a.2 Méthode n°2

La méthode n°2 estime le leeway et le courant à partir des mêmes équations que précédemment sauf que celles-ci sont référées par rapport à l'axe longitudinal du voilier au lieu du nord.

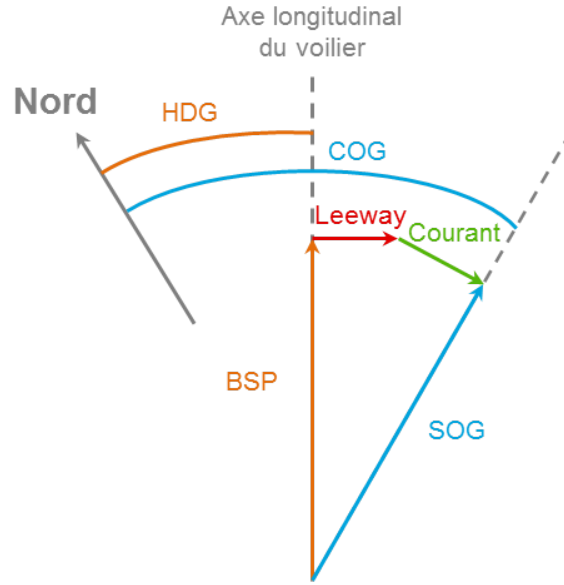


FIGURE B.2 – Représentation des vecteurs des déplacements du voilier

Les nouvelles équations sont établies d'après la figure B.2. Le leeway étant perpendiculaire à l'axe longitudinal du voilier, il sera nul sur l'axe x.

$$\begin{pmatrix} SOG \times \cos(COG - HDG) - CurR \times \cos(\alpha) - BSP \\ SOG \times \sin(COG - HDG) - CurR \times \sin(\alpha) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 \\ V_{Leeway} \end{pmatrix} \quad (B.4)$$

BSP (*BoatSpeed*) : vitesse mesurée par le loch

HDG (*Heading*) : Cap mesuré par le compas

SOG (*Speed Over Ground*) : Vitesse mesurée par le GPS

COG (*Course Over Ground*) : Cap mesuré par le GPS

CurR (*Current Rate*) : Vitesse du courant marin

α : Angle du courant par rapport à l'axe longitudinal du voilier

V_{Leeway} : Vitesse du Leeway sur l'axe y

Le système est composé de 2 équations et 3 inconnues (V_{Leeway} , α , $CurR$). Pour résoudre ce système, ces équations doivent être analysées sur 2 phases ; celles-ci ne sont plus nécessairement avant et après un virement. Néanmoins, une variation de cap est nécessaire entre les deux phases sélectionnées.

Équation sur la première phase

$$\left(\begin{array}{l} SOG1 \times \cos(COG1 - HDG1) - CurR \times \cos(\alpha) - BSP1 = 0 \\ SOG1 \times \sin(COG1 - HDG1) - CurR \times \sin(\alpha) = V_{Leeway} \end{array} \right) \quad (B.5)$$

$$\left(\begin{array}{l} CurR \times \cos(\alpha) = SOG1 \times \cos(COG1 - HDG1) - BSP1 \\ CurR \times \sin(\alpha) + V_{Leeway} = SOG1 \times \sin(COG1 - HDG1) \end{array} \right) \quad (B.6)$$

Afin de simplifier les calculs, nous posons l'équation suivante :

$$\left(\begin{array}{l} CurR \times \cos(\alpha) = x1 \\ CurR \times \sin(\alpha) + l = y1 \end{array} \right) \quad (B.7)$$

Équation sur la deuxième phase

$$\left(\begin{array}{l} CurR \times \cos(\alpha + d\alpha) = SOG2 \times \cos(COG2 - HdG2) - BSP2 \\ CurR \times \sin(\alpha + d\alpha) + V_{Leeway} = SOG2 \times \sin(COG2 - HdG2) \end{array} \right) \quad (B.8)$$

Afin de simplifier les calculs, nous posons l'équation suivante :

$$\left(\begin{array}{l} CurR \times \cos(\alpha + d\alpha) = x2 \\ CurR \times \sin(\alpha + d\alpha) + l = y2 \end{array} \right) \quad (B.9)$$

avec

$d\alpha$: variation du heading entre la 1^{ere} et 2^{eme} phase

Développement des équations de la deuxième phase

$$\left(\begin{array}{l} CurR \times (\cos(\alpha) \times \cos(d\alpha) - \sin(\alpha) \times \sin(d\alpha)) = x2 \\ CurR \times (\sin(\alpha) \times \cos(d\alpha) + \cos(\alpha) \times \sin(d\alpha)) + l = y2 \end{array} \right) \quad (B.10)$$

Développement de $\sin(\alpha)$ dans la première partie de l'équation B.10

$$\sin(\alpha) = \frac{\cos(\alpha) \times \cos(d\alpha) - x2/CurR}{\sin(d\alpha)} \quad (B.11)$$

$$\sin(\alpha) = \frac{CurR \times \cos(\alpha) \times \cos(d\alpha) - x2}{CurR \times \sin(d\alpha)} \quad (B.12)$$

Remplacement de $\sin(\alpha)$ dans la seconde partie de l'équation B.10

$$\frac{CurR \times \cos(\alpha) \times \cos(d\alpha) - x2}{\sin(d\alpha)} \times \cos(d\alpha) + CurR \times \cos(\alpha) \times \sin(d\alpha) + l = y2 \quad (B.13)$$

$$CurR \times \cos(\alpha) \times \cos^2(d\alpha) - x2 \times \cos(d\alpha) + CurR \times \cos(\alpha) \times \sin^2(d\alpha) + l \times \sin(d\alpha) = y2 \times \sin(d\alpha) \quad (B.14)$$

$$CurR \times \cos(\alpha) \times (\cos^2(d\alpha) + \sin^2(d\alpha)) + l \times \sin(d\alpha) = x2 \times \cos(d\alpha) + y2 \times \sin(d\alpha) \quad (B.15)$$

Nous posons ensuite l'équation

$$A \times M_2 + l \times N_2 = O_2 \quad (B.16)$$

$$\begin{aligned} & \text{avec} \\ A &= CurR \times \cos(\alpha) \\ M_2 &= \cos^2(d\alpha) + \sin^2(d\alpha) = 1 \\ N_2 &= \sin(d\alpha) \\ O_2 &= x2 \times \cos(d\alpha) + y2 \times \sin(d\alpha) \end{aligned}$$

Calcul de A d'après l'équation B.7 de la première phase

$$A = CurR \times \cos(\alpha) \quad (B.17)$$

$$A = SOG1 \times \cos(COG1 - Hdg1) - BSP1 \quad (B.18)$$

Calcul du Leeway d'après l'équation B.16

$$l = \frac{O_2 - A \times M_2}{N_2} \quad (B.19)$$

B.b Conversion de coordonnées

Le programme Matlab suivant représente la fonction permettant de transposer les coordonnées (latitude et longitude) du système géodésique WGS84 dans un plan locale ENU. Pour réaliser cette conversion, les coordonnées de référence du plan ENU sont prises en compte.

```
function [Xenu Yenu Zenu] =  
lla2ecef2enu(LatC,LonC,LatRef,LonRef,xRef,yRef,zRef)  
  
    % Facteur de conversion  
    DegToRad = (2*pi) / 360;  
    RadToDeg = 360 / (2*pi);  
  
    % Convertie les positions en radian  
    lat = LatC * DegToRad;  
    lon = LonC * DegToRad;  
  
    % Initialise les constantes de l'ellipsoide (WGS84)  
    % a : Demi axe Majeur de l'ellipsoide  
    % b : Demi axe Mineur de l'ellipsoide  
    % e2 : Coefficient d'aplatissement de l'elipse  
    a = 6378137;  
    b = 6356752.31424518;  
    e2 = (a^2 - b^2)/(b^2);  
  
    % Calcul la distance mesuré sur la droite perpendiculaire  
    % à l'ellipsoide entre le point d'observation et celui  
    % d'intersection avec l'axe polaire de la terre  
    N = a / sqrt(1 - e2 * sin(lat)^2);  
  
    % Calcul les coordonnees x,y,z du système ECEF  
    Xecf = N * cos(lat) * cos(lon);  
    Yecf = N * cos(lat) * sin(lon);  
    Zecf = ((b^2)/(a^2) * N) * sin(lat);  
  
    % Sauvegarde les position locales et références  
    x1 = Xecf;  
    y1 = Yecf;  
    z1 = Zecf;  
  
    x2 = xref;  
    y2 = yref;  
    z2 = zref;  
  
    % Convertie les positions de référence en radian  
    lat = LatRef * DegToRad;  
    lon = LonRef * DegToRad;  
  
    % Matrice de translation initialiser avec lat et lon de reference  
    F = [-sin(lon) cos(lon) 0;  
        -sin(lat)*cos(lon) -sin(lat)*sin(lon) cos(lat);  
        cos(lat)*cos(lon) cos(lat)*sin(lon) sin(lat)];
```

```
% Calcul les coordonnées par rapport au point de reference
X = [x1 - x2;
      y1 - y2;
      z1 - z2];

% Calcul les nouvelles coordonnées dans le système ENU
Enu = F * X;

Xenu = Enu(1);
Yenu = Enu(2);
Zenu = Enu(3);
```

B.c Calcul des bruits de mesures

Cette section détaille les méthodes utilisées pour déterminer les matrices de covariances des bruits de mesures des filtres KF-1 et KF-2. Celles-ci sont établies à partir des bruits blancs gaussiens définis dans le simulateur de jeu de données pour la première approche et à partir des erreurs intrinsèques des capteurs utilisés dans la seconde approche.

B.c.1 Erreurs sur les positions fonds

Les erreurs sur les positions fonds X_f et Y_f sont caractérisées pour la première approche, par les bruits blancs gaussiens ajoutés respectivement sur les positions en x et en y, et pour la seconde approche, par l'incertitude fournies dans la documentation constructeur du GPS utilisé. Les écart-types σ_{X_f} et σ_{Y_f} provenant de ces informations sont directement utilisés pour caractériser les erreurs des mesures sur les positions fonds.

B.c.2 Erreurs sur les vitesses fonds

Les vitesses fonds Vx_f et Vy_f , définissant la vitesse fond *SOG* et le cap fond *COG*, sont déterminées à partir des deux dernières positions GPS. Aussi, les erreurs définies sur ces vecteurs découlent des erreurs présentes sur les positions.

Considérons x_1 et x_2 comme les deux dernières coordonnées des positions GPS sur l'axe x et t_e la période d'échantillonnage de ces positions. La vitesse Vx_f peut alors être calculée par l'équation B.20.

$$Vx_f(x_1, x_2, t_e) = \frac{1}{t_e} (x_2 - x_1) \quad (\text{B.20})$$

En appliquant la formule statistique de propagation des incertitudes d'une fonction f de n variables indépendantes x_i qui est définie par l'équation B.21, nous sommes capables de déduire l'incertitude de la fonction Vx_f .

$$\Delta f = \sqrt{\sum_{i=1}^n \left(\frac{\partial f}{\partial x_i} \right)^2 (\Delta x_i)^2} \quad (\text{B.21})$$

Si $\Delta X_f = \Delta x_1 = \Delta x_2 = \sigma_{X_f}$, l'incertitude sur la fonction Vx_f est déterminée par l'équation B.22.

$$\Delta Vx_f = \sqrt{2} \times \frac{\Delta X_f}{t_e} \quad (\text{B.22})$$

De la même manière, en considérant $\Delta Y_f = \Delta y_1 = \Delta y_2 = \sigma_{Y_f}$, l'incertitude sur la fonction Vy_f est alors déterminée par l'équation B.23.

$$\Delta Vy_f = \sqrt{2} \times \frac{\Delta Y_f}{t_e} \quad (\text{B.23})$$

Aussi à partir des écart type définis, nous pouvons utiliser les écart-types (cf. équation B.24) pour caractériser les erreurs des mesures sur les vitesses fonds.

$$\sigma_{Vx_f} = \Delta Vx_f \quad (\text{B.24})$$

$$\sigma_{Vy_f} = \Delta Vy_f \quad (\text{B.25})$$

B.c.3 Erreurs sur les vitesses surfaces

Les vitesses surfaces Vx_s et Vy_s sont déterminées à partir de la vitesse surface correspondant à $\frac{BSP}{\cos(LEE)}$ dans la première approche et BSP_{dvl} dans la seconde approche, du cap HDG et du leeway LEE (cf. équation B.26).

$$\begin{aligned} Vx_s &= BSP_{dvl} \times \sin(HDG + LEE) \\ Vy_s &= BSP_{dvl} \times \cos(HDG + LEE) \end{aligned} \quad (\text{B.26})$$

Aussi, en appliquant la formule de propagations des incertitudes et en connaissant les erreurs sur le leeway, le cap et la vitesse surface, nous sommes capables de déterminer les erreurs sur les vitesses Vx_s et Vy_s (cf. équation B.27 et B.28). Les écart-types sont ensuite utilisés pour caractériser les erreurs des mesures sur les vitesses surfaces.

$$\begin{aligned} \Delta Vx_s^2 &= (\sin(HDG + LEE))^2 \times \Delta BSP_{dvl}^2 + \\ &\quad (BSP_{dvl} \times \cos(HDG + LEE))^2 \times \Delta HDG^2 + \\ &\quad (BSP_{dvl} \times \cos(HDG + LEE))^2 \times \Delta LEE^2 \end{aligned} \quad (\text{B.27})$$

$$\begin{aligned} \Delta Vy_s^2 &= (\cos(HDG + LEE))^2 \times \Delta BSP_{dvl}^2 + \\ &\quad (BSP_{dvl} \times \sin(HDG + LEE))^2 \times \Delta HDG^2 + \\ &\quad (BSP_{dvl} \times \sin(HDG + LEE))^2 \times \Delta LEE^2 \end{aligned} \quad (\text{B.28})$$

$$\sigma_{Vx_s} = \Delta Vx_s \quad (\text{B.29})$$

$$\sigma_{Vy_s} = \Delta Vy_s \quad (\text{B.30})$$

B.c.4 Erreurs sur les vitesses apparentes

Les vitesses apparentes Vx_a et Vy_a sont déterminées à partir de la vitesse apparente à BSP et du cap HDG (cf. équation B.31).

$$\begin{aligned} Vx_a &= BSP \times \sin(HDG) \\ Vy_a &= BSP \times \cos(HDG) \end{aligned} \tag{B.31}$$

En connaissant les incertitudes sur les mesures BSP et HDG , nous pouvons de la même manière que précédemment utiliser la formule de propagation des incertitudes pour déterminer les erreurs sur les vitesses Vx_a et Vy_a (cf. équation B.32 et B.33).

$$\begin{aligned} \Delta Vx_a^2 &= (\sin(HDG))^2 \times \Delta BSP^2 + \\ &\quad (BSP \times \cos(HDG))^2 \times \Delta HDG^2 \end{aligned} \tag{B.32}$$

$$\begin{aligned} \Delta Vy_a^2 &= (\cos(HDG))^2 \times \Delta BSP^2 + \\ &\quad (BSP \times \sin(HDG))^2 \times \Delta HDG^2 \end{aligned} \tag{B.33}$$

Aussi, d'après les écart-types σ_{Vx_a} et σ_{Vy_a} (cf. équation B.34), nous sommes capables de caractériser les erreurs des mesures sur les vitesses apparentes.

$$\sigma_{Vx_a} = \Delta Vx_a \tag{B.34}$$

$$\sigma_{Vy_a} = \Delta Vy_a \tag{B.35}$$

B.d Configuration : Modèle KF-1

Vecteur d'état

$$X_k = \begin{bmatrix} X_f \\ Y_f \\ Vx_f \\ Vy_f \\ Ax_f \\ Ay_f \\ Vx_s \\ Vs_y \\ Ax_s \\ As_y \\ Vx_{cur} \\ Vy_{cur} \end{bmatrix} \quad (B.36)$$

Matrice de transition de l'équation d'état

$$F = \begin{bmatrix} 1 & 0 & t_e & 0 & t_e^2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & t_e & 0 & t_e^2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & t_e & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & t_e & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & t_e & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & t_e & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (B.37)$$

Matrice de covariance du bruit de modèle

$$Q = \begin{bmatrix} \varepsilon_{X_f}^2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \varepsilon_{Y_f}^2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \varepsilon_{Vx_f}^2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \varepsilon_{Vy_f}^2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \varepsilon_{Ax_f}^2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \varepsilon_{Ay_f}^2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \varepsilon_{Vx_s}^2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \varepsilon_{Vs_y}^2 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \varepsilon_{Ax_s}^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \varepsilon_{As_y}^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \varepsilon_{Vx_{cur}}^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \varepsilon_{Vy_{cur}}^2 \end{bmatrix} \quad (B.38)$$

Vecteur de mesure

$$Y_k = \begin{bmatrix} X_f \\ Y_f \\ Vx_f \\ Vy_f \\ Vx_s \\ Vy_s \end{bmatrix} \quad (\text{B.39})$$

Matrice de transition de l'équation de mesures

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & -1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & -1 \end{bmatrix} \quad (\text{B.40})$$

Matrice de covariance du bruit de mesures

$$R = \begin{bmatrix} \sigma_{X_f}^2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{Y_f}^2 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{Vx_f}^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \sigma_{Vy_f}^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma_{Vx_s}^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma_{Vy_s}^2 \end{bmatrix} \quad (\text{B.41})$$

B.e Configuration : Modèle KF-2

Vecteur d'état

$$X_k = \begin{bmatrix} Vx_f \\ Vy_f \\ Ax_f \\ Ay_f \\ Vx_a \\ Vy_a \\ Ax_a \\ Ay_a \\ Vx_{lee} \\ Vy_{lee} \\ Ax_{lee} \\ Ay_{lee} \end{bmatrix} \quad (B.42)$$

Matrice de transition de l'équation d'état

$$F = \begin{bmatrix} 1 & 0 & t_e & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & t_e & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & t_e & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & t_e & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & t_e & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & t_e \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (B.43)$$

Matrice de covariance du bruit de modèle

$$Q = \begin{bmatrix} \varepsilon_{Vx_f}^2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \varepsilon_{Vy_f}^2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \varepsilon_{Ax_f}^2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \varepsilon_{Ay_f}^2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \varepsilon_{Vx_a}^2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \varepsilon_{Vy_a}^2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \varepsilon_{Ax_a}^2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \varepsilon_{Ay_a}^2 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \varepsilon_{Vx_{lee}}^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \varepsilon_{Vy_{lee}}^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \varepsilon_{Ax_{lee}}^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \varepsilon_{Ay_{lee}}^2 \end{bmatrix} \quad (B.44)$$

Vecteur de mesure

$$Y_k = \begin{bmatrix} Vx_{cur} \\ Vy_{cur} \\ Vx_f \\ Vy_f \\ Vx_a \\ Vy_a \end{bmatrix} \quad (B.45)$$

Matrice de transition de l'équation de mesures

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & -1 & 0 & 0 & 0 & -1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & -1 & 0 & 0 & 0 & -1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (B.46)$$

Matrice de covariance du bruit de mesures

$$R = \begin{bmatrix} \sigma_{Vx_{cur}}^2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{Vy_{cur}}^2 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{Vx_f}^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \sigma_{Vy_f}^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma_{Vx_a}^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma_{Vy_a}^2 \end{bmatrix} \quad (B.47)$$

B.f Configuration : Modèle EKF-1 et UKF-1

Vecteur d'état

$$X_k = \begin{bmatrix} CurR \\ CurD \\ HDG \\ Yaw \end{bmatrix} \quad (B.48)$$

Matrice de transition de l'équation d'état

$$F_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & t_e \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (B.49)$$

Matrice de covariance du bruit de modèle

$$Q = \begin{bmatrix} \varepsilon_{CurR}^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \varepsilon_{CurD}^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \varepsilon_{HDG}^2 & t_e \\ 0 & 0 & 0 & \varepsilon_{Yaw}^2 \end{bmatrix} \quad (B.50)$$

Vecteur de mesure

$$Y_k = \begin{bmatrix} SOG \\ COG \\ BSP_{dvl} \\ HDG \\ LEE \end{bmatrix} \quad (B.51)$$

Matrice de transition de l'équation de mesures

$$H(X_k) = \begin{bmatrix} H_1 \\ H_2 \\ H_3 \\ 1 \\ H_5 \end{bmatrix} \quad (B.52)$$

Les fonctions $H(X_k)$ sont définies d'après les relations suivantes :

$$\begin{cases} CurR \times \sin(CurD) = SOG \times \sin(COG) - BSP_{dvl} \times \sin(HDG + LEE) \\ CurR \times \cos(CurD) = SOG \times \cos(COG) - BSP_{dvl} \times \cos(HDG + LEE) \end{cases}$$

$$H_1 = \frac{1}{2} \times \left(\frac{BSP_{dvl} \times \sin(HDG + LEE) + CurR \times \sin(CurD)}{\sin(COG)} \right) + \frac{1}{2} \times \left(\frac{BSP_{dvl} \times \cos(HDG + LEE) + CurR \times \cos(CurD)}{\cos(COG)} \right)$$

$$H_2 = \frac{1}{2} \times \left(\operatorname{asin}\left(\frac{BSP_{dvl} \times \sin(HDG + LEE) + CurR \times \sin(CurD)}{SOG}\right) \right) + \frac{1}{2} \times \left(\operatorname{acos}\left(\frac{BSP_{dvl} \times \cos(HDG + LEE) + CurR \times \cos(CurD)}{SOG}\right) \right)$$

$$H_3 = \frac{1}{2} \times \left(\frac{SOG \times \sin(COG) - CurR \times \sin(CurD)}{\sin(HDG + LEE)} \right) + \frac{1}{2} \times \left(\frac{SOG \times \cos(COG) - CurR \times \cos(CurD)}{\cos(HDG + LEE)} \right)$$

$$H_5 = \frac{1}{2} \times \left(\operatorname{asin}\left(\frac{SOG \times \sin(COG) - CurR \times \sin(CurD)}{BSP_{dvl}}\right) \right) + \frac{1}{2} \times \left(\operatorname{acos}\left(\frac{SOG \times \cos(COG) - CurR \times \cos(CurD)}{BSP_{dvl}}\right) \right)$$

Matrice de covariance du bruit de mesures

$$R = \begin{bmatrix} \sigma_{SOG}^2 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{COG}^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{BSP_{dvl}}^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \sigma_{HDG}^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma_{LEE}^2 \end{bmatrix} \quad (B.53)$$

B.g Configuration : Modèle EKF-2 et UKF-2

Vecteur d'état

$$X_k = \begin{bmatrix} BSP_{dvl} \\ Acc_{dvl} \\ LEE \\ Vit_{lee} \end{bmatrix} \quad (B.54)$$

Matrice de transition de l'équation d'état

$$F_k = \begin{bmatrix} 1 & t_e & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & t_e \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (B.55)$$

Matrice de covariance du bruit de modèle

$$Q = \begin{bmatrix} \varepsilon_{BSP_{dvl}}^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \varepsilon_{Acc_{dvl}}^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \varepsilon_{LEE}^2 & t_e \\ 0 & 0 & 0 & \varepsilon_{Vit_{lee}}^2 \end{bmatrix} \quad (B.56)$$

Vecteur de mesure

$$Y_k = \begin{bmatrix} SOG \\ COG \\ CurR \\ CurD \\ BSP \\ HDG \end{bmatrix} \quad (B.57)$$

Matrice de transition de l'équation de mesures

$$H(X_k) = \begin{bmatrix} H_1 \\ H_2 \\ H_3 \\ H_4 \\ H_5 \\ H_6 \end{bmatrix} \quad (B.58)$$

Les fonctions $H(X_k)$ sont définies d'après les relations suivantes :

$$\begin{cases} BSP_{dvl} \times \sin(HDG + LEE) = SOG \times \sin(COG) - CurR \times \sin(CurD) \\ BSP_{dvl} \times \cos(HDG + LEE) = SOG \times \cos(COG) - CurR \times \cos(CurD) \\ BSP = BSP_{dvl} \times \cos(LEE) \end{cases}$$

$$H_1 = \frac{1}{2} \times \left(\frac{BSP_{dvl} \times \sin(HDG + LEE) + CurR \times \sin(CurD)}{\sin(COG)} \right) + \frac{1}{2} \times \left(\frac{BSP_{dvl} \times \cos(HDG + LEE) + CurR \times \cos(CurD)}{\cos(COG)} \right)$$

$$H_2 = \frac{1}{2} \times \left(asin\left(\frac{BSP_{dvl} \times \sin(HDG + LEE) + CurR \times \sin(CurD)}{SOG}\right) \right) + \frac{1}{2} \times \left(acos\left(\frac{BSP_{dvl} \times \cos(HDG + LEE) + CurR \times \cos(CurD)}{SOG}\right) \right)$$

$$H_3 = \frac{1}{2} \times \left(\frac{SOG \times \sin(COG) - BSP_{dvl} \times \sin(HDG + LEE)}{\sin(CurD)} \right) + \frac{1}{2} \times \left(\frac{SOG \times \cos(COG) - BSP_{dvl} \times \cos(HDG + LEE)}{\cos(CurD)} \right)$$

$$H_4 = \frac{1}{2} \times \left(asin\left(\frac{SOG \times \sin(COG) - BSP_{dvl} \times \sin(HDG + LEE)}{CurR}\right) \right) + \frac{1}{2} \times \left(acos\left(\frac{SOG \times \cos(COG) - BSP_{dvl} \times \cos(HDG + LEE)}{CurR}\right) \right)$$

$$H_5 = \frac{BSP_{dvl}}{\cos(LEE)}$$

$$H_6 = \frac{1}{2} \times \left(asin\left(\frac{SOG \times \sin(COG) - CurR \times \sin(CurD)}{BSP_{dvl}}\right) \right) + \frac{1}{2} \times \left(acos\left(\frac{SOG \times \cos(COG) - CurR \times \cos(CurD)}{BSP_{dvl}}\right) \right) - LEE$$

Matrice de covariance du bruit de mesures

$$R = \begin{bmatrix} \sigma_{SOG}^2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{COG}^2 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{CurR}^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \sigma_{CurD}^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma_{BSP}^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma_{HDG}^2 \end{bmatrix} \quad (B.59)$$

OUTILS DES SYSTÈMES EMBARQUÉS

Cette annexe dévoile les schémas et les aperçus des systèmes embarqués développés. La première partie concerne le système de mesure installé sur le semi-rigide et la seconde partie la centrale de navigation installée sur le Class C.

C.a Semi-rigide

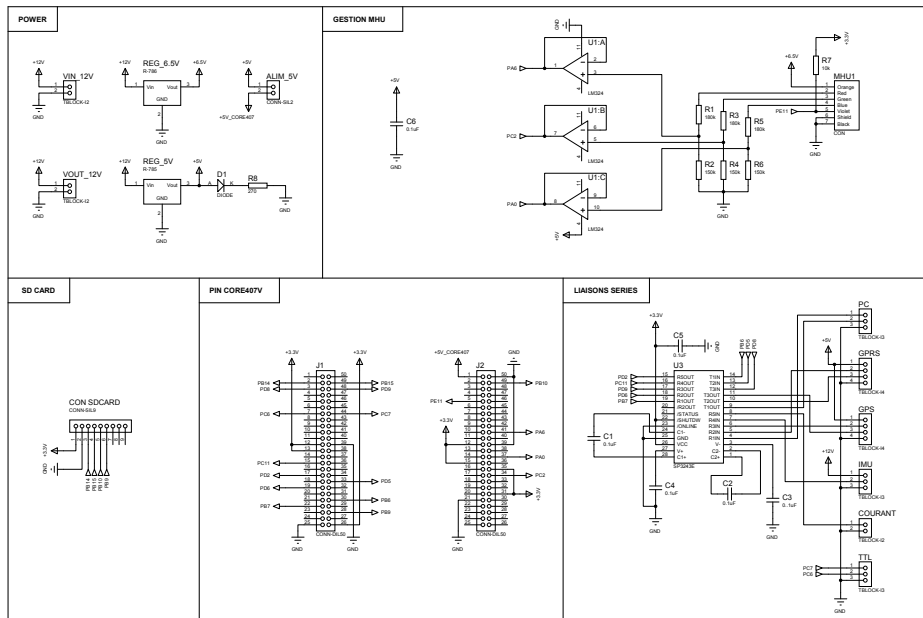


FIGURE C.1 – Schéma de la carte fille du système sur le semi-rigide

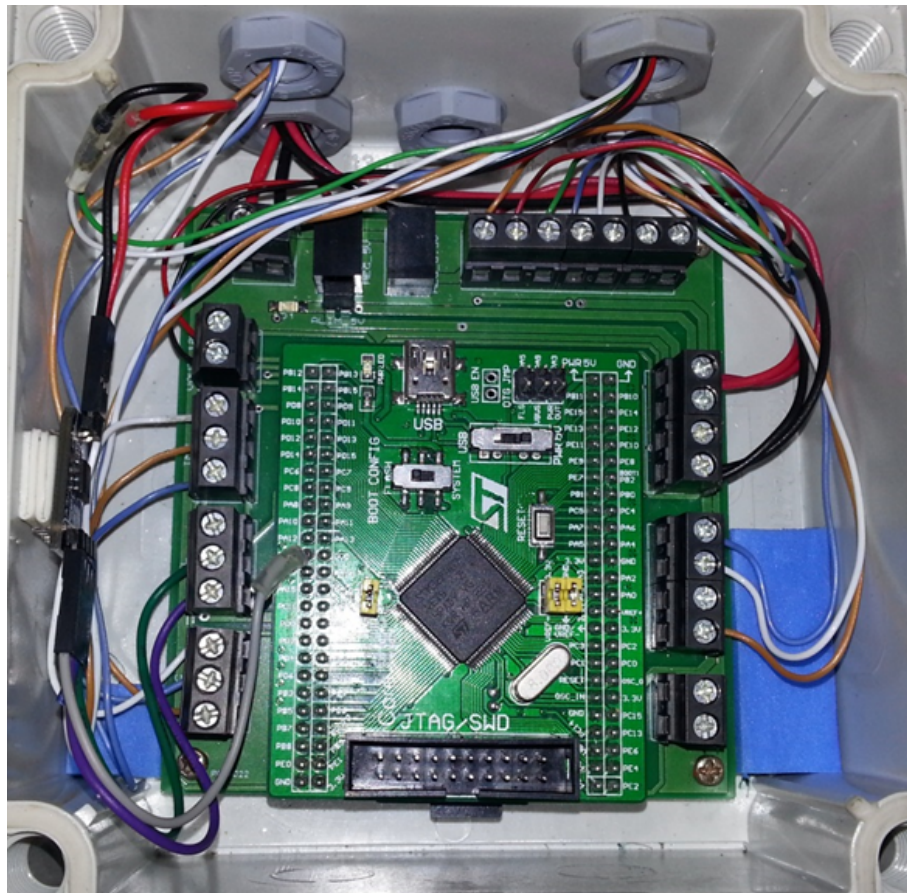


FIGURE C.2 – Calculateur embarqué sur le semi-rigide

C.b Catamaran Class C

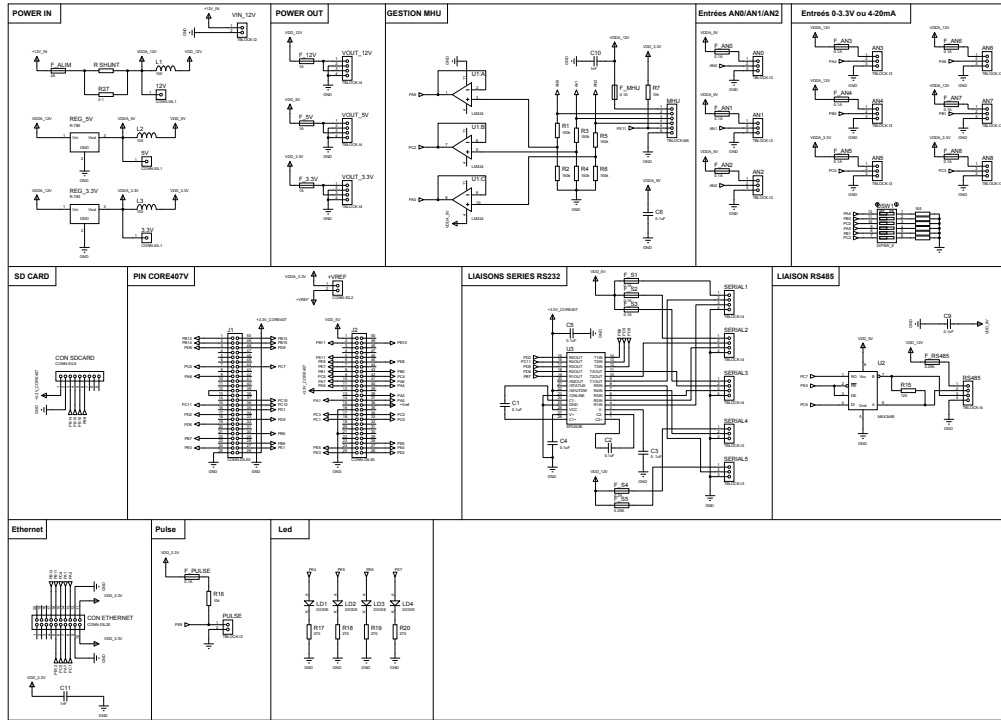


FIGURE C.3 – Schéma de la carte fille du système sur le Class C

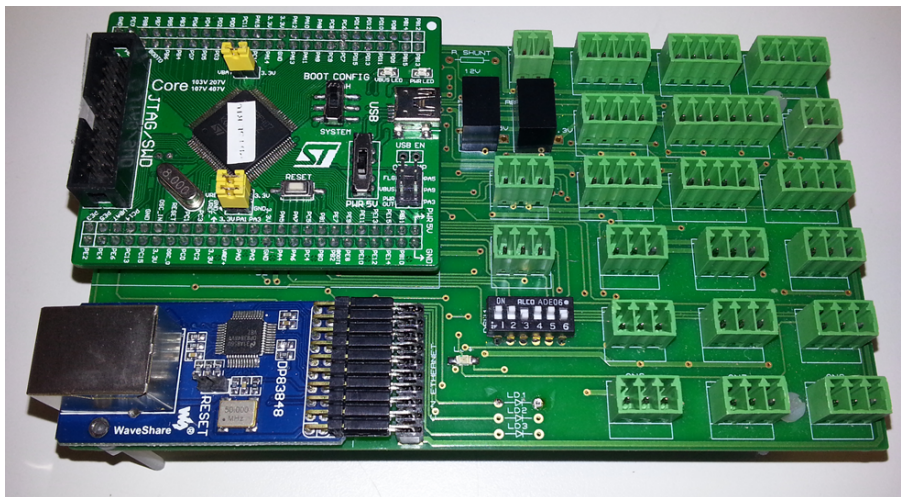


FIGURE C.4 – Calculateur embarqué sur le Class C

Bibliographie

- [ARM, 2013] ARM (2013). *Cortex-M4 Processor*. ARM, www.arm.com/products/processors/cortex-m/cortex-m4-processor.php.
- [Barré et al., 2007] BARRÉ, S., CALMET, I., HERLÉDANT, O., IACHKINE, P. et KOBUS, J.-M. (2007). The quiberon 2006 experiment : description and first results on the sea-breeze local behavior. In *Seventh Conference on Coastal Atmospheric and Oceanic Prediction and Processes*, San Diego, California.
- [Barry, 2013] BARRY, R. (2013). *FreeRTOS*. Real Time Engineers Ltd, www.freertos.org/.
- [B&G, 2013] B&G (2013). *Product Identification Guide*. Navico, www.bandg.com.
- [Bijker et Steyn, 2008] BIJKER, J. et STEYN, W. (2008). Kalman filter configurations for a low-cost loosely integrated inertial navigation system on an airship. *Control Engineering Practice*, Volume 16, numéro 12, pages 1509-1518.
- [Boehm et al., 2013] BOEHM, C., BREHM, R., MEYER, J., DUGGEN, L. et GRAF, K. (2013). A measurement system for performance monitoring on small sailing dinghies. In *The 21 Chesapeake Sailing Yacht Symposium*, Annapolis, Maryland.
- [Bourgeon et al., 2010] BOURGEON, J., DYEN, S. et SCHMAH, D. (2010). l'hydroptère : A story of a dream. In *21 HISWA Symposium*, Amsterdam, Nederland.
- [BravoSystems, 2013] BRAVO SYSTEMS (2013). *Bravo3*. Bravo Systems, www.bravosystems.es.
- [Brettle, 2001a] BRETTLE, M. (2001a). Wind direction profiles and yacht sails. *Weather*, Volume 56, numéro 5, pages 161-171.
- [Brettle, 2001b] BRETTLE, M. (2001b). Wind measurement. *AWE International*.
- [CatchTheWind, 2010] CATCHTHEWIND (2010). *Racer's edge - Hand-held Laser Wind Sensor*. Catch The Wind, www.catchthewindinc.com.
- [Corbetta et al., 2011] CORBETTA, S., BONIOLO, I., SAVARESI, S., VISCHI, S., STRASSERA, A. et MALGARISE, D. (2011). Real-time identification of

Bibliographie

- the best performances of a sailboat. In *American Control Conference*, San Francisco, California.
- [Cosworth, 2013] COSWORTH (2013). *Lightwave Realtime Processor*. Cosworth.
- [Detomi et al., 2009] DETOMI, D., PAROLINI, N. et QUARTERONI, A. (2009). Mathematics in the wind. *Monografias de la Real Academia de Ciencias de Zaragoza*, Volume 1, número 31, pages 35-56.
- [Doppler, 1842] DOPPLER, C. (1842). Über das farbige licht der doppelsterne. In *Abhandlungen der Königlichen Böhmischen gesellschaft der wissenschaften*.
- [Douguet et al., 2013a] DOUGUET, R., DIGUET, J., LAURENT, J. et RIOU, Y. (2013a). A new real-time method for sailboat displacement estimation based on leeway modeling. *Journal of Sailboat Technology*.
- [Douguet et al., 2013b] DOUGUET, R., DIGUET, J., LAURENT, J. et RIOU, Y. (2013b). A new real-time method for sailboat performance estimation based on leeway modeling. In *The 21 Chesapeake Sailing Yacht Symposium*, Annapolis, Maryland.
- [Douguet et al., 2013c] DOUGUET, R., DIGUET, J., LAURENT, J. et RIOU, Y. (2013c). Open data buoy to analyse weather and sea conditions for sailing regattas. In *OCEANS'13 MTS/IEEE*, Bergen, Norway.
- [Douillet, 2010] DOUILLET, C. (2010). *RaceReplay Help*. SailingPerformance.
- [Douillet, 2013] DOUILLET, C. (2013). *CrossoverChart*. SailingPerformance, www.sailingperformance.com/Products.html.
- [EUPLA, 2007] EUPLA (2007). *Manual - Racing Bravo V2*. Escuela Universitaria Politécnica de La Almunia.
- [Ferguson et Elinas, 2011] FERGUSON, D. et ELINAS, P. (2011). A markov decision process model for strategic decision making in sailboat racing. *Advances in Artificial Intelligence*, Volume 6657, pages 110-121.
- [Gentry, 1981] GENTRY, A. (1981). Sailboat performance testing techniques. In *Proceedings of the Eleventh AIAA Symposium of the Aero/Hydronautics of Sailing*, Seattle, Washington.
- [Gentry, 2006] GENTRY, A. (2006). The origins of lift. Rapport technique.
- [Helvacioğlu et Insel, 1995] HELVACIOĞLU, S. et INSEL, M. (1995). Sailing yacht performance : the effects of heel angle and leeway angle on resistance and sideforce. In *First International Yachting Technology Conference*, Cesme, Turkey.
- [Iachkine et al., 2005] IACHKINE, P., BARRÉ, S., RONCIN, K. et KOBUS, J. M. (2005). Une chaine de mesure permettant de caractériser la performance en voile. In *1er Colloque Sport et Recherche en Pays de la Loire*, Nantes, France.

- [Johnson *et al.*, 2011] JOHNSON, M., HODGSON, C. et GAUTHIER, D. (2011). Method and device for determining wind conditions around a sailboat.
- [Julier et Uhlmann, 1997] JULIER, S. et UHLMANN, J. (1997). A new extension of the kalman filter to nonlinear systems. *SPIE Proceedings*, Volume 3068, pages 182-193.
- [Kalman, 1960] KALMAN, R. (1960). A new approach to linear filtering and prediction problems. *Transactions of the ASME-Journal of Basic Engineering*, Volume 82, numéro 1, pages 35-45.
- [Lafforgue, 2008] LAFFORGUE, D. (2008). Les voiles : de l'expérimental au numérique. Mémoire de D.E.A., University of Southampton.
- [LCJ, 2009] LCJ (2009). *CV7 anémomètre-girouette à ultrasons*. LCJ capteur.
- [Morgere *et al.*, 2013] MORGERE, J.-C., DOUGUET, R., DIGUET, J.-P. et LAURENT, J. (2013). Coupled open navigation and augmented reality systems for skippers. In *International Conference On Innovation In High Performance Sailing Yachts*, Lorient, France.
- [Nexus, 2013] NEXUS (2013). *Nexus race transducers*. Nexus, www.nexusmarine.se.
- [nke, 2013] NKE (2013). *Capteur anémo-girouette Carbowind HR*. nke, www.nke-marine-electronics.fr.
- [Pedrick et McCurdy, 1981] PEDRICK, D. et MCCURDY, R. (1981). Yacht performance analysis with computers. In *Chesapeake Sailing Yacht Symposium*, Annapolis, Maryland.
- [Peli, 2013] PELI (2013). *Pelicas 1200*. Peli Products, www.peli.com/fr.
- [Pelley et Moral, 2008] PELLEY, D. L. et MORAL, O. (2008). V-spars a combined sail and rig shape recognition system using imaging techniques. In *3 High Performance Yacht Design Conference*, Auckland, New Zealand.
- [Pons *et al.*, 2004] PONS, A., ASIAIN, D., QUERO, F., CUEVAS, J., VELA, J. L. et SANCHEZ, J. C. (2004). Racing bravo. un sistema de navegacion para alta competicion. In *Madrid Diseno de Yates*, Madrid, Spain.
- [Raymarin, 2013] RAYMARIN (2013). *Raymarine instrument transducer*. Raymarine, www.raymarine.co.uk.
- [Rongere et Kobus, 2010] RONGERE, F. et KOBUS, J.-M. (2010). Mesure des trois composantes du vent réel sur support flottant avec correction des mouvements de plateforme. Rapport technique, Laboratoire de Mécanique des Fluides de l'Ecole Centrale de Nantes.
- [RoweTechnologies, 2013] ROWE TECHNOLOGIES (2013). *ADCP Applications Summary*. Rowe Technologies, www.rowetechinc.com.
- [Seahorse, 2013] SEAHORSE (2013). Under the covers. *Seahorse International Sailings*, Volume 398, pages 38-40.

Bibliographie

- [Seddon et Sugden, 2010a] SEDDON, M. et SUGDEN, M. (2010a). *Introduction to B&G WTP3*. Navico.
- [Seddon et Sugden, 2010b] SEDDON, M. et SUGDEN, M. (2010b). *WTP3 Manual*. Navico.
- [Sergent, 2011] SERGENT, G. (2011). Upwash study. Rapport technique, Cape Horn Engineering.
- [Snyder, 2010] SNYDER, J. (2010). Doppler velocity log (dvl) navigation for observation-class rovs. In *OCEANS*, Seattle, Washington.
- [ST, 2011a] ST (2011a). *STM32F405xx and STM32F407xx*. ST.
- [ST, 2011b] ST (2011b). *UM1472 User Manual, STM32F4DISCOVERY*. ST.
- [ST, 2012] ST (2012). Using floating-point unit with stm32f405/07xx and stm32f415/417xx microcontrollers. Rapport technique, ST.
- [SXBlueGPS,] SXBLUEGPS. *Sx Blue II GPS, organization = GENEQ inc., address = www.sxbluegps.com/fr, year = 2007,*.
- [Tidtech, 2013] TIDETECH (2013). *Volvo Ocean Race - Using Applied Oceanography*. Tidtech, www.tidtech.org/sailing.
- [Ubiquiti, 2013] UBIQUITI (2013). *Bullet2 datasheet*. Ubiquiti Networks, <http://www.ubnt.com/bullet>.
- [VOR, 2012] VOR (2012). *Notice of race*. Volvo Ocean Race 2011-2012.
- [Wan et Merwe, 2000] WAN, E. A. et MERWE, R. V. D. (2000). The unscented kalman filter for nonlinear estimation. In *Adaptive Systems for Signal Processing, Communications, and Control Symposium*, Lake Louise, Alberta.
- [Welch et Bishop, 2006] WELCH, G. et BISHOP, G. (2006). An introduction to the kalman filter. Rapport technique, University of North Carolina at Chapel Hill.
- [Wvshare, 2012] WVSHARE (2012). *Core407V*. Waveshare Electronics, www.wvshare.com.

Liste des Figures

1.1	schéma fonctionnel d'une centrale de navigation	3
1.2	Relation entre le vent apparent et le vent réel	4
1.3	Exemple de polaire d'un VOR70	5
1.4	Exemple d'un « crossover chart » [Douillet, 2013]	6
1.5	Influence du leeway sur la trajectoire du bateau	7
1.6	Visualisation de grib de courant [Tidetechn, 2013]	8
2.1	Schéma simplifié de la mesure du vent	12
2.2	Anémomètre-girouette à coupelles (B&G)	13
2.3	Tensions (S_1 , S_2 , S_3) définissant l'angle de la girouette	14
2.4	Anémomètre-girouette à hélices (Nexus)	15
2.5	Anémomètre-girouette Rotavecta (Raymarine)	15
2.6	Anémomètre-girouette à ultrason (LCJ)	16
2.7	Racer's Edge Laser Wind Sensor	17
2.8	Exposition du pont du navire à l'eau	18
2.9	Positionnement du capteur de vent	18
2.10	Emplacement du capteur de vent sur le BOR 90	19
2.11	Déplacement surface et déplacement fond	20
2.12	Les loch nke	21
2.13	Emplacement du loch sur « Groupama 4 »	22
2.14	Décalage de la girouette	25
2.15	Angle de torsion	25
2.16	Calcul de l'angle de torsion	26
2.17	Mouvements du bateau	27
2.18	Correction des mouvements du bateau	27
2.19	Schéma de la décomposition de la force vélique	28
2.20	Schéma de calcul du vent réel	29
2.21	Effet d'upwash	30
2.22	Modélisation de l'écoulement du vent en tête de mât sur un logiciel de CFD	31
2.23	Diminution de la vitesse du vent à l'approche de la surface de la mer	31
2.24	Exemple d'acquisition déportée de la centrale WTP3	34
2.25	Interface de l'outil développé sous Matlab	35

Liste des Figures

2.26	Chaine de correction du vent	36
2.27	Exemple de communication d'une centrale de navigation	37
2.28	Caractérisation d'un plan d'eau	39
2.29	Semi-rigide et Class C instrumentés	40
3.1	Décomposition de la force vélique	42
3.2	Décomposition du déplacement d'un voilier	43
3.3	Analyse des déplacements d'un voilier	43
3.4	Diagramme de production des jeux de données	45
3.5	Algorithme du filtre de Kalman	47
3.6	Système d'estimation leeway/courant	48
3.7	Les différents systèmes de coordonnées	51
3.8	Filtre de Kalman KF-1	52
3.9	Filtre de Kalman KF-2	56
3.10	Estimation du courant marin (cas n°1)	61
3.11	Estimation du leeway (cas n°1)	62
3.12	Estimation du courant marin (cas n°2)	63
3.13	Estimation du leeway (cas n°2)	63
3.14	Capteur DVL sur le VO70 Mar Mostro de Puma	65
3.15	Effet Doppler	66
3.16	Les technologies narrowband et braodband [RoweTechnologies, 2013]	67
3.17	Schéma et mesure du DVL Nortek	67
3.18	Explorer DVL de chez RD instruments	68
3.19	Algorithme du filtre de Kalman étendu	70
3.20	Principe de la transformation UT	72
3.21	Propagation de la moyenne et de la covariance	73
3.22	Algorithme de l'UKF	74
3.23	Diagramme du modèle 1	75
3.24	Estimation du courant (modèle n°1)	77
3.25	Estimation des mesures du DVL (modèle n°1)	77
3.26	Diagramme du modèle 2	78
3.27	Vecteurs de mesure et d'état du filtre EKF-1	79
3.28	Vecteurs de mesure et d'état du filtre EKF-2	80
3.29	Estimation du courant (modèle n°2)	81
3.30	Estimation des mesures du DVL (modèle n°2)	82
3.31	Diagramme du modèle 3	83
3.32	Estimation du courant (modèle n°3)	84
3.33	Estimation des mesures du DVL (modèle n°3)	85
4.1	Exemple de GPS avec afficheur (Velocitek, SC-1)	91
4.2	Centrale de navigation sur le catamaran	92
4.3	Architecture simplifiée du STM32F407	94
4.4	Architecture de la centrale de navigation	95

4.5	Carte mère « Core407V »	96
4.6	Etat des tâches	97
4.7	Diagramme des tâches principales	98
4.8	Diagramme des tâches secondaires	99
4.9	Système embarqué sur le semi-rigide	101
4.10	Architecture du système sur le semi-rigide	101
4.11	Valise et électronique embarquée	102
4.12	Interface de visualisation temps réel	102
4.13	Architecture du système sur le Class C	103
4.14	Capteurs d'efforts sur le class C	104
4.15	Capteurs de cambrure de l'aile	104
4.16	Capteurs d'angle de safrans	105
4.17	Système embarqué sur le Class C	105
4.18	Visualisation des données en temps réel	106
4.19	Direction du vent réel mesurée sur le semi-rigide	107
4.20	Vitesse du vent réel mesurée sur le semi-rigide	107
4.21	Angle du vent réel référencé par rapport au Class C	108
4.22	Vitesse du vent réel mesurée sur le semi-rigide	108
4.23	Interface du logiciel d'analyse des performances	109
4.24	Mesure d'un plan d'eau avec plusieurs bouées	111
5.1	Exemples de structure de bouée instrumentée	116
5.2	Système couplé avec des lunettes à réalité augmentée	116
A.1	Chaine de correction du WTP3	119
A.2	Logiciel d'analyse sous Matlab	125
A.3	Exemple d'analyse des données	125
A.4	Rétro calcul du vent réel	126
B.1	Représentation des vecteurs des déplacements du voilier sur les deux virements	127
B.2	Représentation des vecteurs des déplacements du voilier	129
C.1	Schéma de la carte fille du système sur le semi-rigide	145
C.2	Calculateur embarqué sur le semi-rigide	146
C.3	Schéma de la carte fille du système sur le Class C	147
C.4	Calculateur embarqué sur le Class C	147

Liste des Tableaux

3.1	Paramètres du simulateur de jeux de données	45
3.2	Nombre d'opérations pour le calcul sur matrices	49
3.3	Nombre d'opérations pour les équations du filtre de Kalman .	49
3.4	Comparaison du nombre d'opérations	50
3.5	Configuration du simulateur	60
3.6	Erreur moyenne	62
3.7	Erreur moyenne (cas n°2)	64
3.8	Ecart-moyen entre les estimations et les mesures	78
3.9	Ecart-moyen entre les estimations et les mesures (modèle n°2)	83
3.10	Ecart-moyen entre les estimations et les mesures (modèle n°3)	85
4.1	Configuration minimum requise	93
4.2	Configuration maximale de la centrale de navigation	96
4.3	Consommation du système complet	106

Résumé

Aujourd'hui, l'optimisation des performances dans le domaine de la course au large ou de la régate nécessite l'analyse de dizaines de grandeurs physiques en temps réel ou en post-traitement. Par conséquent, les navires sont équipés de nombreux systèmes de mesure dont la chaîne de mesure du vent. L'énergie du voilier étant produite par le vent, ce paramètre représente donc l'une des clés de l'analyse des performances. Cependant, cette mesure est entachée d'erreurs puisqu'elle est perturbée par plusieurs phénomènes (mouvements, dérive, upwash, windshear...). Actuellement pour pallier ces erreurs, les voiliers sont équipés d'une centrale de navigation qui fusionne les données provenant de plusieurs capteurs pour calculer et corriger le vent. Malgré cela, la donnée du vent reste altérée par certaines corrections empiriques.

Dans ces travaux, nous proposons une chaîne de mesure du vent et ciblons une perturbation corrigée de manière empirique : la dérive du voilier engendrée par le vent. Dans un premier temps, un modèle d'identification de cette dérive, basé sur les déplacements du bateau et un ensemble de filtres de Kalman, est testé sur un jeu de données simulées. Les résultats montrent la nécessité d'ajouter un capteur pour mesurer cette dérive. Par la suite, plusieurs modèles d'identification de la dérive sont comparés pour être couplés à ce capteur. Les résultats révèlent l'intérêt de ces modèles afin de disposer d'un système plus précis et plus robuste.

Dans un second temps, le développement d'une centrale de navigation « ouverte » s'est avéré nécessaire pour mettre en application les algorithmes proposés. Les travaux de la dernière année de thèse ont abouti à la conception d'un système multi-supports qui a été testé pour analyser les performances d'un catamaran dans le cadre de la préparation à la petite coupe de l'America.

Mots-clefs

Analyse des performances, centrale de navigation, course au large, filtre de Kalman, leeway, mesure du vent, microcontrôleur, multi-capteurs.

Abstract

Today, lot of parameters are analysed in real-time or in post-processing in order to optimize the boat performances. Therefore, more and more sensors and digital systems are used on sailboats. One of the most important parameter to analyze is the wind since this is the engine of sailing boats. However, the wind measurement is not accurate because it is disturbed by several phenomena. Currently, these errors are corrected by a navigation processor; this system allows to merge data provided by multiple sensors to compute and correct the wind. Unfortunately, some corrections used by navigation processor are empirical.

In this work, we propose a wind computation algorithm and a new method to establish the boat drift caused by the wind, the leeway. Initially, a model based on boat displacements is tested on simulation dataset in order to estimate the leeway. The results show the need to add a sensor to measure this drift. Then, we propose and compare several models coupled to this sensor to estimate the leeway. The results highlight the interest of these models to improve the accuracy and the reliability of the leeway measurement.

In the second step, we have developed an open navigation processor to implement our wind computation algorithm. In this way, we can use any sensor and implement any algorithm; we are no longer limited by current systems. During the final year, we tested and validated this prototype during the preparation of the C-Class catamaran for the Little America's Cup.

Keywords

Cyber-physical system, Kalman filter, leeway, navigation processor, ocean racing, performance analysis, wind measurement.